



**T.C.
İSTANBUL ÜNİVERSİTESİ
FEN BİLİMLERİ ENSTİTÜSÜ**



YÜKSEK LİSANS TEZİ

**KABA KÜMELER TEORİSİ VE TRAFİK KAZALARI
ÜZERİNE UYGULAMASI**

Caner ERDEN

Endüstri Mühendisliği Anabilim Dalı

Endüstri Mühendisliği

Danışman

Yrd. Doç. Dr. Fatih TÜYSÜZ


Haziran, 2014

İSTANBUL

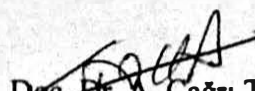
Bu çalışma 11/06/2014 tarihinde aşağıdaki jüri tarafından Endüstri Mühendisliği Anabilim Dalı Endüstri Mühendisliği programında Yüksek Lisans Tezi olarak kabul edilmiştir.

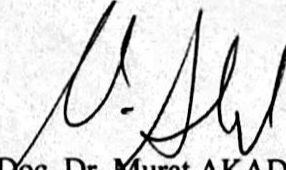
Tez Jürisi:


Yrd. Doç. Dr. Fatih TÜYSÜZ (Danışman)
İstanbul Üniversitesi
Mühendislik Fakültesi


Prof. Dr. Şakir ESNAF
İstanbul Üniversitesi
Mühendislik Fakültesi


Doç. Dr. Numan ÇELEBİ
Sakarya Üniversite
Bilgisayar ve Bilişim Bilimleri
Fakültesi


Doç. Dr. A. Çağrı TOLGA
Galatasaray Üniversitesi
Mühendislik ve Teknoloji Fakültesi


Yrd. Doç. Dr. Murat AKAD
İstanbul Üniversitesi
Mühendislik Fakültesi

ÖNSÖZ

Yüksek lisans öğrenimim sırasında ve tez çalışmalarım boyunca gösterdiği her türlü destek ve yardımlarından dolayı çok değerli hocam Yrd. Doç. Dr. Fatih TÜYSÜZ'e en içten dileklerle teşekkür ederim.

Bu çalışma boyunca yardımlarını esirgemeyen çalışma arkadaşlarıma ve sevgili eşim Sümeyye ERDEN'e ve değerli aileme teşekkürü borç bilirim.

Haziran, 2014

Caner ERDEN

İÇİNDEKİLER

Sayfa No

ÖNSÖZ.....	i
İÇİNDEKİLER	ii
ŞEKİL LİSTESİ.....	v
TABLO LİSTESİ	vi
SİMGE VE KISALTIMA LİSTESİ	viii
ÖZET.....	ix
SUMMARY	x
1. GİRİŞ.....	1
2. VERİ MADENCİLİĞİ.....	5
2.1. VERİ MADENCİLİĞİ TARİHÇESİ.....	5
2.2. VERİ MADENCİLİĞİNİN TANIMI	7
2.3. VERİTABANLARINDAN BİLGİ KEŞFİ.....	9
2.4. VERİ MADENCİLİĞİ KULLANIM ALANLARI.....	14
2.4.1. Veri Madenciliği Uygulama Örnekleri	14
2.4.1.1. Bağıntı	14
2.4.1.2. Sınıflandırma	14
2.4.1.3. Regresyon.....	14
2.4.1.4. Zaman İçinde Sıralı Örüntüler.....	15
2.4.1.5. Benzer Zaman Sıralamaları	15
2.4.1.6. İstisnalar (Fark Saptanması).....	15
2.4.1.7. Döküman Madenciliği.....	15
2.5. VERİ MADENCİLİĞİNDE KULLANILAN TEKNİKLER.....	16
2.5.1. İstatistiksel Teknikler.....	16
2.5.2. Bellek Tabanlı Yöntemler	17
2.5.3. Yapay Sinir Ağları	17
2.5.4. Karar Ağaçları.....	17
2.6. VERİ MADENCİLİĞİNDE KARŞILAŞILAN PROBLEMLER.....	17
2.6.1. Veri Tabanı Boyutu.....	17

2.6.2. Gürültülü Veri	18
2.6.3. Boş Değerler	19
2.6.4. Eksik Veri	19
2.6.5. Artık Veri	20
2.6.6. Dinamik Veri.....	20
2.6.7. Farklı Tipteki Veri	20
2.7. KABA KÜMELER TEORİSİ VE VERİ MADENCİLİĞİ	21
3. KABA KÜMELER TEORİSİ	22
3.1. KABA KÜMELER TEORİSİ KULLANIM ALANLARI.....	23
3.1.1. Tıp	23
3.1.2. Ekonomi, Finans ve İş Dünyası	23
3.1.3. Çevre	23
3.1.4. Mühendislik	23
3.1.5. Diğerleri	24
3.1.6. Bilişim Teknolojileri	24
3.1.7. Karar Analizleri.....	24
3.1.8. Sosyal Bilimler.....	24
3.1.9. Kimya.....	25
3.2. KABA KÜMELER TEORİSİNİN AVANTAJLARI.....	25
3.3. KABA KÜMELER TEORİSİNDE TEMEL KAVRAMLAR.....	26
3.3.1. Bilgi Sistemleri	26
3.3.2. Karar Sistemleri	27
3.3.3. Ayırt Edilemezlik İlişkisi	28
3.3.4. Yaklaşım Kümeleri	29
3.3.4.1. Alt Yaklaşım Kümesi	30
3.3.4.2. Üst Yaklaşım Kümesi.....	30
3.3.4.3. Alt ve Üst Yaklaşım Kümeleri Uygulama	31
3.3.5. Yaklaşım Doğruluğu	33
3.3.6. Özelliklerin Bağımsızlığı	34
3.3.7. Kaba Küme Üyelik Fonksiyonu.....	35
3.3.7.1. Örnek Çalışma.....	37
3.3.8. Fark Edilebilirlik Matrisi ve Fark Edilebilirlik Fonksiyonu	38
3.3.8.1. Reduct'ların Elde Edilmesi	40
3.3.8.2. Core'un Elde Edilmesi	41

3.3.8.3. Karar Kurallarının Elde Edilmesi	41
3.3.8.4. Karar Kuralları.....	41
3.3.9. Sınıflama	42
3.3.9.1. Sınıflama Kalitesi.....	42
4. UYGULAMA.....	44
4.1. VERİ HAZIRLAMA	45
4.2. VERİ SETİNİN İSTATİSTİKSEL ANALİZİ.....	53
4.3. KORELASYON MATRİSİ.....	53
4.4. TRAFİK KAZASI VERİLERİNİN KABA KÜMELER TEORİSİ İLE İNCELENMESİ.....	55
4.4.1. Sınıflandırmanın Kalitesi	56
4.4.2. Karar Kurallarının Çıkarılması	56
5. TARTIŞMA VE SONUÇ	59
KAYNAKÇA	63
EKLER.....	68
Ek 1. karar kuralları	68
ÖZGEÇMİŞ.....	96

ŞEKİL LİSTESİ

	Sayfa No
Şekil 2.1: Veri madenciliğinin tarihsel süreci [9].....	7
Şekil 2.2: Veri tabanında bilgi keşfi süreci [20].....	10
Şekil 2.3: Veri tabanlarında bilgi keşif süreci	12
Şekil 2.4: 6 aşamalı bilgi keşfi ve veri madenciliği modeli.....	13
Şekil 3.1: Çalışmanın alt ve üst kümelerinin gösterimi	33
Şekil 4.1: Pearson sabitinin değişim grafikleri	55

TABLO LİSTESİ

Sayfa No

Tablo 3.1: Bilgi tablosu örneği IS(U,A).....	26
Tablo 3.2: Örnek bilgi tablosu	27
Tablo 3.3: Ayırt edilemezlik ilişkisi tablosu	29
Tablo 3.4: U nesne uzayı ve A özellikler seti için ayrılmazlık ilişkisi.....	29
Tablo 3.5: Araba bilgisi veri tablosu.....	31
Tablo 3.6: Temel setler tablosu.....	32
Tablo 3.7: Bağımsızlığı bulunacak olan özellikler tablosu	34
Tablo 3.8: Temel setler tablosu.....	34
Tablo 3.9: Örnek çözüm tablosu	35
Tablo 3.10: a2 özelliği silindiğinde bilgi tablosu.....	35
Tablo 3.11: a3 özelliği silindiğinde bilgi tablosu.....	35
Tablo 3.12: Hastaların nezle olup olmadığını gösteren bilgi tablosu.....	37
Tablo 3.13: Setler halinde ayrılmış örnek çalışma tablosu	39
Tablo 3.14: Fark edilebilirlik matrisi	39
Tablo 3.15: Özellik indirgemesi yapıldığında oluşan tablo	40
Tablo 3.16: İndirgenmiş tabloda fark edilebilirlik matrisi	40
Tablo 3.17: Karar kurallarının elde edileceği tablo.....	41
Tablo 3.18: İndirgenmiş tablo	41
Tablo 3.19: Reductlara göre elde edilen karar tablosu.....	41
Tablo 3.20: Sınıflandırma kalitesi ve doğruluğu bulunacak karar tablosu.....	42
Tablo 3.21: Doğruluk değerlerini gösteren tablo	43
Tablo 3.22: Silinen özellikler tablosu	43
Tablo 4.1: Girdi değişkenleri	46

Tablo 4.2: Orijinal veri yapısının örnek görünümü	47
Tablo 4.3: Özellik tanımlamaları	48
Tablo 4.4: Özellik tanımlamalarının yüzdeleri	49
Tablo 4.5: Eksik verilerden oluşan örnek seçilmiş veri tablosu.....	51
Tablo 4.6: Eksik verilerden arındırılmış örnek alınmış veri tablosu.....	52
Tablo 4.7: Kullanılan verilerin istatistiksel analizi	53
Tablo 4.8: SPSS'den çıkarılan korelasyon analizinin sonuçları	54
Tablo 4.9: Sınıflandırma kalitesi.....	56
Tablo 4.10: Reduct tablosu	56
Tablo 4.11: Etki değerlerinden oluşan tablo	57
Tablo 4.12: Veriler arasındaki ilişkilerin yüzdeleri	58

SİMGE VE KISALTMA LİSTESİ

Simgeler	Açıklama
\in	: Elemanıdır
\notin	: Elemanı değildir
\underline{Bx} ,	: Alt yaklaşım kümesi
\overline{Bx}	: Üst yaklaşım kümesi
\emptyset	: Boş küme
$\alpha(x)$: Yaklaşımın doğruluğu
\wedge	: Boolean kesişim küme simgesi
\vee	: Boolean birleşim küme simgesi

Kisaltmalar	Açıklama
ABD	: Amerika Birleşik Devletleri
EM	: Expectation and maximization
IS / BS	: Bilgi sistemi
KKT	: Kaba kümeler teorisi
ROSE2	: Rough sets data explorer
SPSS	: Statistical process software
VM	: Veri madenciliği
VTBK	: Veri tabanlarından bilgi keşfi
YSA	: Yapay sinir ağı
YZ	: Yapay zeka

ÖZET

YÜKSEK LİSANS TEZİ

KABA KÜMELER TEORİSİ VE TRAFİK KAZALARI ÜZERİNE UYGULAMASI

Caner ERDEN

İstanbul Üniversitesi

Fen Bilimleri Enstitüsü

Endüstri Mühendisliği Anabilim Dalı

Danışman: Yrd. Doç. Dr. Fatih TÜYSÜZ

Günümüz teknolojisinin yanıt aramaya çalıştığı sorulardan birisi de büyük kütledeki veri madenlerinin nasıl düzenlenip analiz edileceği sorusudur. Dijital alanlarda saklanan veri yığınları şirketler ve kurumlar için oldukça önemli bir yer kaplamaktadır. Bu verilerden yararlanarak alınan kararlar kurumlara daha analitik ve bilimsel sebeplerle alınan kararların doğruluğunu sunma imkânını verir. Veri çözümüleme, veri madenciliği ya da veri yığınlarından bilgi keşfi rekabet gücünün artırılması açısından hayati bir öneme sahiptir. Verilerin analizinden sonra anlamlı yani okunabilen verilerin belirlenmesi ise veri madenciliğinin bir diğer aşamasıdır. Bu kapsamda veri tabanlarından anlamlı verilerin keşfi ve yorumlanması üzerine bir çok çalışma ve uygulama literatür tarandığında görülecektir. Bu çalışmalar veri madenciliği olarak bilinmektedir.

Bu tez çalışmasında, veri madenciliği ve bilgi sistemleri anlatıldıktan sonra, kaba kümeler teorisi ile diğer yaklaşımlar arasındaki ilişkiden bahsedilmiştir. Yine ikinci bölümde kaba kümeler teorisinin eksik veya iyi olduğu yanlardan bahsedilmiştir. Üçüncü bölümde, Amerika Birleşik Devletlerinin çeşitli eyaletlerinden alınmış trafik kazaları ve özellikleri veri tabanından bilgi ve kurallar keşfedilmeye çalışılmıştır. Son bölümde, bu çalışmanın sonucunda çıkan kurallar incelenmiş sonuçlar yorumlanmıştır.

Haziran, 2014, 106 Sayfa.

Anahtar kelimeler: Kaba kümeler teorisi, kaza oluş nedenleri, ROSE2, yüksek veri miktarları.

SUMMARY

M.Sc. THESIS

ROUGH SET THEORY AND AN APPLICATION ON TRAFFIC ACCIDENTS

Caner ERDEN

Istanbul University

Graduate School of Science and Engineering

Department of Industrial Engineering

Supervisor: Asst. Prof. Dr. Fatih TÜYSÜZ

One of the questions that today's technology tries to look for the answer is how data mining in large masses is organized and analyzed. Data mines stored in the digital space cover a very important place for companies and institutions. The decisions that are made by using this data give the possibility to offer of scientific reasons and analytical accuracy of the decision to organizations. Data analysis, data mining or knowledge discovery from data stack have a vital importance in terms of enhancing the competitiveness. After analysis of the data to determine if data is meaningful is another phase of data mining. In this context, a lot of studies and applications on the discovery and analysis of meaningful data from the database will be seen when literature is reviewed. These studies are known as data mining.

In this study, after data mining and information system were explained by Rough Set Theory, relationship between other approaches is discussed. In the second chapter, cons and Profs of Rough Set Theory are mentioned. In the third chapter, traffic accident data taken from various states of the United States is analyzed. In the last chapter the decision rules as a result of this study are interpreted.

June, 2014, 106 Pages.

Keywords: Rough set theory, the causes of an accident, ROSE2, large masses in data.

1. GİRİŞ

Bilgisayar ve bilişim teknolojisinin gelişmesiyle birlikte bilgiye ulaşma yolları hem artmış hem de kolaylaşmıştır. Hayatın her alanında toplanan veriler önümüzdeki yıllar ile birlikte hızla artmaktadır. Bu verilerin toplanması ile birlikte toplandıktan sonra nasıl işleneceği ve nasıl depolanacağı da önemli bir sorun olarak karşımızda durmaktadır. Verilerin yorumlanıp gerekli bilgilerin çıkarılması birçok açıdan şirketlere ya da kurumlara önemli kazanımlar ve rekabet üstünlükleri sağlayacaktır. Veri madenciliğindeki temel amaç veriler arasındaki ilişkilerin veya bağlantıların ortaya çıkarılması ve verilerden çıkabilecek anlamlı bilgilerin analiz edilmesidir. Aynı zamanda veri madenciliği ile geleceğe dair tahmin ve planlar yapılırken çeşitli fikirler bilgisayar programları yardımıyla elde edilebilir.

Bilgisayar sistemleri ile üretilen veriler tek başlarına değersizdir, çünkü çıplak gözle bakıldığında bir anlam ifade etmezler. Bu veriler belli bir amaç doğrultusunda işlendiği zaman bir anlam ifade etmeye başlar [1]. Bilgi bir amaca yönelik işlenmiş veridir. “Ham veri” veya yalnız geçmişte ne olduğunun bir görüntülemesi olan enformasyona dayalı karar almak mümkün değildir. Geçmişte yaşanan kötü bir tecrübeden kaynaklanan kaybın engellenmesi de mümkün değildir. Önemli olan geçmişe ait olaylara dair gizli bilgilerin keşfedilmesi, ileriye yönelik durumsal öngörüler veren modeller ile önceden tedbir almamızı sağlayacak bir yönetim anlayışına geçmek ve olası kayıpları öngörebilmektir [2]. Bu yüzden büyük miktardaki verileri işleyebilen teknikleri kullanabilmek büyük önem kazanmaktadır. Bu ham veriyi bilgiye veya anlamlı hale dönüştürme işlemleri veri madenciliği ile yapılabilmektedir [1]. Veri madenciliği, bu gibi durumlarda kullanılan büyük miktardaki veri setlerinde saklı durumda bulunan örüntü ve eğilimleri keşfetme işlemidir [3].

Günümüzde veri madenciliği işletmeler için çok önemli hale gelmiştir. Çok büyük ölçekli veriler, farklı alanlardaki büyük ölçekli veri tabanları içlerinde değerli verileri bulunduran bir veri madeni gibi düşünülebilir. Bu büyüklükteki verilerin analizi, bu analiz sonucunda daha anlamlı bilgi elde etme ve elde edilen bilgiyi yorumlama işi, insan yeteneği ve

ilişkisel veri tabanlarının yapabileceklerini aşmaktadır. Bilhassa dijital veri miktarında artış patlaması ve buna karşılık, bu veriler üzerinde araştırma ve uygulama yapan kişilerin sayısının değişmemesi, çalışmaları veri madenciliğine doğru zorlamıştır. Bu ihtiyaçların sonucunda otomatik ve akıllı veri tabanı analizi için yeni kuşak teknikler doğmuştur. Bu teknikler öyle olmalıdır ki, veriyi akıllı ve otomatikleşmiş şekilde işe yarar bilgiye dönüştürebilsin. Tüm bunların sonucunda veri madenciliği cevap olarak sunulmuş ve giderek önemini artıran bir araştırma alanı haline gelmiştir. Bu çalışmada veri madenciliğinin günümüz disiplinleri arasında geldiği nokta, Türkiye’de veri madenciliği üzerine yapılan çalışmalar ve gerçekleştirilen uygulamalar incelenmiştir [4].

Verilerin dijital ortamda saklanmaya başlamasıyla beraber akıllara “mevcut verilerden daha etkili bilgiler nasıl çıkartılır?” sorusu gelmiştir. Büyük veri ambarlarındaki veriler üzerinde analiz yapmak ve bu analizler sonucunda karar vericilere destek olacak bilgiler keşfetmek dijital dünyanın araçlarıyla mümkün olabilmektedir. Verilerin analizi ve işlenmesi noktasında Veri madenciliği (Data Mining) önemli bir araç olarak karşımıza çıkmaktadır.

Veri Madenciliği ile alakalı ilk teknikler 1950’li yıllarda bilgisayar bilimleri ve mantık alanında yapılmıştır. Daha sonra bu çalışmalar teknolojinin gelişmesi ve bilgisayarların yaygın kullanımıyla birlikte yapay zeka uygulamaları ve karar destek sistemleri uygulamaları olarak kendini göstermiştir. Veri madenciliği o tarihten bu yana sürekli gelişim gösteren bir tekniktir [5].

Bir soruna çözüm bulurken karar verme aşamasında kullandığımız bilgilerin doğruluğu kararımızın sağlıklı olması noktasında direkt olarak alakalıdır. Karar verirken kullandığımız bilgiler doğru bilgiler değil ise vereceğimiz kararların da doğru olması beklenemez. Bu bilgiler genellikle veri madenlerinde bulunmaktadır ve ancak bizim veri madenlerini doğru okumamız ile anlamlı bilgiler olabilmektedirler. Karmaşık veri madenleri içerisinden anlamlı ve doğru bilgilerin çıkarılması veri madenciliğinin önemli aşamalarından birisidir.

Karmaşık ve çok büyük veri madenlerinden işe yarar bilgilerin istenilen şekilde çıkarılması için uzun yıllardır çalışmalar yapılmaktadır. Bu çalışmalar sonucunda birçok

yeni yöntem ve uygulama tekniđi geliştirilmiştir. Geliştirilen tüm tekniklerin amacı istatistik ve matematik bilimlerinin kullanılmasıyla verilerde var olan anlamlı bilgilerin ortaya çıkarılmasıdır. Anlamlı bilgiye ulaşmak için her bir tekniđin kendine özgü metot ve yöntemleri vardır. Kimi yazılımların sağladığı görsel ara yüzler sayesinde veri madenciliđi uygulamaları daha kolay bir hal almıştır. İnsan kullanımını kolaylaştırma odaklı bir veri madenciliđi yazılımı ile veri madenciliđi uygulamaları hemen hemen herkes tarafından kullanılabilir hale gelmiştir.

Bu noktada veri madenciliđi için önemli bir örnek vermek gerekirse dünyanın en büyük perakende market şirketi Wal-Mart'ın veri madenciliđi uygulama örneđini verebiliriz. 2004 yılında Wal-Mart ürünlerinin hepsine RFID yongası yerleştirmeye karar verdiğinde elde edeceđi 10 terabaytlık veriyi nasıl depolayacağına, derleyeceđine ve yorumlayacağına dair çok ciddi çalışmalar yaptı. Wal-Mart'ın amacı %100 oranında giriş kapısından gelen etiketli tüm paletlerin %100 oranında okunmasıydı. Kayıtlı olmayan hiçbir ürün ya da yarı ürün istemeyen Langford Wal-Mart'ın %100 oranında kayıt etme stratejisiyle dođru bilgiye ulaşabileceđini düşünüyordu. Nitekim Wal-Mart'ın şu anki konumunu elde etmesinde veri madenciliđini ve uygulamalarını akıllı bir şekilde kullanmasını bilmesi önemli pay sahibidir [6].

Wal-Mart'ın 2004'te yaptığı gibi büyük işletmelerin çođu ellerindeki verilerden yararlanarak karar vermede etkili yöntemler kullanmayı amaçlayarak büyümelerine devam etmeye çalışmaktadırlar. Verilerin varlığı ya da fazla olması işletimsel açıdan hiçbir anlam ifade etmemektedir. Bu verilerden yola çıkılarak edinilecek bilgilerin deđeri gün geçtikçe daha fazla anlaşılmaktadır.

Çođunluđu işlemsel uygulamalarla ilgili olan bu veriler belki artık işletimsel olarak hiç deđer taşımamaktadır. Ancak bu verilerden, kuruluşlar için çok deđerli bilgiler çıkarılması mümkündür [7].

Veri madenciliđin giderek yaygın bir şekilde kullanımı ve veri madenlerinin hacimlerindeki artış kurumların bu verilerden nasıl faydalanabileceđi sorusu ile karşılaştırmıştır. Bu ihtiyaçlara cevap verebilmek için yapay zeka uygulamaları geliştirilmiş ve çeşitli karar destek sistemleri ortaya çıkarılmıştır. Bu uygulamalara örnek

olarak veri madenciliđi (Data mining), veri tabanlarından bilgi keşfi (Knowledge discovery from data warehouse), bulanık kümeler ve kaba kümeler yaklaşımları verilebilir. Ancak verilerden bilgi keşfi sürecinde veri madenciliđi aşaması en önemli aşamadır. Bu yüzden bu tez çalışmasında birinci bölüm olan giriş bölümünde konuya giriş yapıldıktan sonra veri madenciliđi ikinci bölüm olarak en başta ele alınmıştır.

İkinci bölümde veri madenciliđinin esaslarına değinilmiştir. Veri madenciliđinin tanımıyla beraber ortaya çıkış amacından ve kullandığı teori ve yaklaşımlardan ve bu teori ve yaklaşımların hangi uygulamalarda kullanıldığından bahsedilmiştir. Ayrıca kaba kümeler teorisi ve veri madenciliđi arasındaki ilişki incelenmiş ve bir veri madenciliđi uygulaması olarak kaba kümeler teorisinin sağladığı kolaylıklar üzerinde durulmuştur.

Üçüncü bölümde, kaba kümeler teorisinin bir veri kümesine nasıl uygulanması gerektiğinden bahsedilmiştir. Bölüm içerisinde birden fazla bilgi kümesi için örnek uygulamalar verilmiştir.

Dördüncü bölümde Amerika'daki 2011 yılına ait trafik kazaları verileri kullanılarak kaba kümeler teorisinin bir uygulaması yapılmıştır. Karar çıkarımları ile mantıklı çözümler sunulmuştur.

Beşinci bölümde ise yapılan çalışmanın çıktıları değerlendirilmiş ve trafik kazalarında alınması gereken önlemlerin önceliklendirmelerine ilişkin kararlar hakkında bilgiler verilmiştir.

2. VERİ MADENCİLİĞİ

Günümüzde hızla gelişen bilişim teknolojisi sayesinde her işletmede küçük büyük veri ambarları oluşmaktadır. Verilerin depolanma ve işleme hızı önemli olmakla birlikte verilerden bilgi elde etmek de işletmeler açısından hayati derecede önemlidir. Günümüzdeki yüksek kapasiteli bilişim araçları sayesinde verilerin elde edilmesi ve saklanması işlemleri kolaylık kazanmıştır. Bir karar destek sistemi olarak veri tabanlarından elde edilecek bilgiler karar vermede yöneticiler için bir ihtiyaç haline almaktadır. Gerçek zamanlı bilgi akışını sağlayabilmek ve yönetebilmek için her yöneticinin her an değişen verileri anında izleyebilmesi, analiz edebilmesi gerekmektedir. Milyonlarca satır veriler içerisinde bilgilerin insan yetenekleri ile işlenemeyeceği için makinelerin bu iş için kullanılması gereği ortaya çıkmıştır. Bu anlamda veri madenciliği büyük miktarda veri içeren veri ambarlarında elle yapılması mümkün olmayan analiz işlemlerinin yapılmasını sağlayan bağıntı ve kurallar oluşturan programlar bütünüdür.

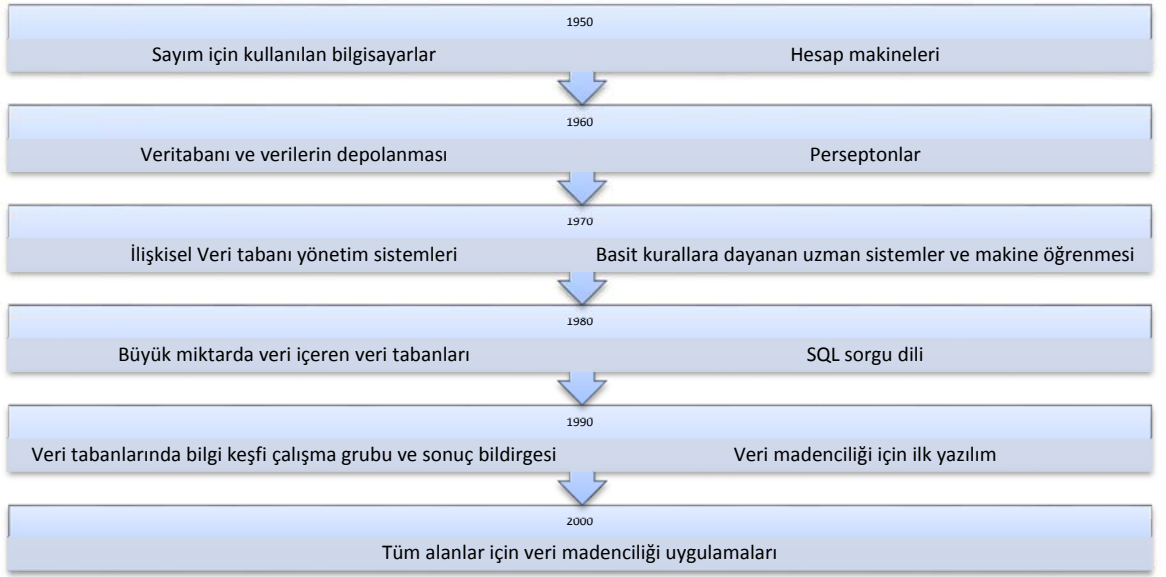
Veri madenciliğinin kullanım alanlarının genişlemesi ve gün geçtikçe daha fazla sektör tarafından daha etkili kullanılmaya çalışılması veri madenciliğini önem verilmesi ve değeri anlaşılması gereken bir konu haline getirmiştir. Veri madenciliğinin avantajlarını kavrayarak bu avantajları birer fırsata çeviren firmalar rekabet ettiği diğer firmalar arasında sıvrılmakta ve önemli bir üstünlük kazanmaktadır.

2.1. VERİ MADENCİLİĞİ TARİHÇESİ

Zamanımızda bilgisayar kullanımlarının yaygınlaşması ve neredeyse her eve bir bilgisayar girmesiyle birlikte verilerin kullanılması ve biriktirilmesinin kolaylaştırılmasına imkân sağlamıştır. 1950’li yıllardan bu güne kadar veri madenciliği ile ilgili bilgi birikimleri taşınmış ve bugünkü kullandığımız noktaya kadar gelmiştir.

1950’li yıllarda ilk bilgisayarlar sayımlar için kullanılmaya başlamıştır. 1960’larda ise veri tabanı ve verilerin depolanması kavramı teknoloji dünyasında yerini almıştır. 1960’ların sonunda bilim adamları basit öğrenmeli bilgisayarlar geliştirebilmişlerdir.

Minsky ve Papert, günümüzde sinir ağı olarak bilinen perseptron'ların sadece çok basit olan kuralları öğrenebileceğini göstermişlerdir [8]. 1970'lerde İlişkisel Veri Tabanı Yönetim Sistemleri uygulamaları kullanılmaya başlanmıştır. Bilgisayar uzmanları bununla beraber basit kurallara dayanan uzman sistemler geliştirmişler ve basit anlamda makine öğrenimini sağlamışlardır. 1980'lerde veri tabanı yönetim sistemleri yaygınlaşmış ve bilimsel alanlarda, mühendisliklerde vb. alanlarda uygulanmaya başlanmıştır. Bu yıllarda şirketler, müşterileri, rakipleri ve ürünleri ile ilgili verilerden oluşan veri tabanları oluşturmuşlardır. Bu veri tabanlarının içerisinde çok büyük miktarlarda veri bulunmaktadır ve bunlara SQL veri tabanı sorgulama dili ya da benzeri diller kullanarak ulaşılabilir. 1990'larda artık içindeki veri miktarı katlanarak artan veri tabanlarından, faydalı bilgilerin nasıl bulunabileceği düşünölmeye başlanmıştır. Bunun üzerine çalışmalara ve yayınlara başlanmıştır. 1989, KDD (IJCAI)-89 veri tabanlarında bilgi keşfi çalışma grubu toplantısı ve 1991, KDD (IJCAI)-89'un sonuç bildirgesi sayılabilecek "Knowledge Discovery In Real Databases: A Report On The IJCAI-89 Workshop" makalesinin KDD (Knowledge Discovery And Data Mining) ile ilgili temel tanım ve kavramları ortaya koyması ile süreç daha da hızlanmış ve nihayet 1992 yılında veri madenciliği için ilk yazılım gerçekleştirilmiştir. 2000'li yıllarda veri madenciliği sürekli gelişmiş ve hemen hemen tüm alanlara uygulanmaya başlanmıştır. Alınan sonuçların faydaları göröldükçe, bu alana ilgi artmıştır. Veri madenciliğinin tarihsel gelişim süreci, şekil 2.1'de gösterilmiştir [4].



Şekil 2.1: Veri madenciliğinin tarihsel süreci [9]

2.2. VERİ MADENCİLİĞİNİN TANIMI

Veri madenciliği için yapılmış çeşitli tanımlar olmakla birlikte bütün tanımlar birbiri içerisinde çok büyük farklılıklar içermemektedir. Veri madenciliği için yapılan tanımlardan birkaçını aşağıdaki şekilde sıralayabiliriz.

Hand (1998), veri madenciliğini tanımlarken; istatistik, veri tabanı teknolojisi, örüntü tanıma, makine öğrenme ile etkileşimli yeni bir disiplin ve geniş veri tabanlarında önceden tahmin edilemeyen ilişkilerin ikincil analizi tanımını yapmışlardır [10].

Kitler ve Wang (1998), veri madenciliği tanımını oldukça tahminci anahtar değişkenlerin binlerce potansiyel değişkenden izole edilmesini sağlama yeteneği olarak yapmışlardır [11].

Jacobs (1999), veri madenciliğini, ham verinin tek başına sunamadığı bilgiyi çıkaran, veri analizi süreci olarak tanımlamıştır [12].

Veri madenciliği, büyük veri yığınları arasından gelecekle ilgili tahminde bulunabilmemizi sağlayabilecek bağlantıların, bilgisayar programı kullanarak aranması işidir [13]

"Veri madenciliği büyük miktarda veri içinden gelecekle ilgili tahmin yapmamızı sağlayacak bağıntı ve kuralların bilgisayar programları kullanarak aranmasıdır [14]."

"Birçok araştırmacı tarafından VTBK (Veri tabanlarından bilgi keşfi) ve VM (Veri madenciliği) terimleri eş anlamlı olarak kullanılmasına rağmen VM terimi; çoğunlukla istatistikçiler, veri analistleri ve yönetim bilişim sistemi (YBS) kullanıcıları tarafından kullanılmıştır ve popülaritesini veri tabanları alanında kazanmıştır. VTBK terimi ise 1989 yılında ilk olarak yapılan veri tabanlarında bilgi keşfi konferansı çalıştayında vurgulanmıştır [15]."

Yapay zeka (YZ) ve makina öğrenmesi (machine learning) alanlarında popüler olmuştur. VTBK veriden faydalı bilginin elde edilmesi sürecinin tamamına yönelirken VM'nin bu süreçte yer alan bir adım olduğu belirtilmiştir [16]. VTBK ile VM adımı arasındaki fark; VM adımına, veri seçimi, veri hazırlama, veri indirgeme ve sonuçların yorumlanması gibi diğer adımların eklenmesidir.

Veri madenciliği aynı zamanda, veri tabanlarında bilgi keşfi olarak da adlandırılabilir [17].

Veri madenciliği, önceden bilinmeyen, gizli, anlamlı ve yararlı örüntülerin büyük ölçekli veri tabanlarından otomatik biçimde elde edilmesini sağlayan veri tabanlarındaki öz bilgi kesif ve analiz sürecidir [18].

Aktif araştırma alanlarından biri olan veri tabanlarında bilgi keşfi disiplini (VTBK), çok büyük hacimli verileri tam ya da yarı otomatik bir biçimde analiz eden yeni kuşak araç ve tekniklerin üretilmesi ile ilgilenen son yılların gözde araştırma konularından biridir. VTBK, veri seçimi, veri temizleme ve önışleme, veri indirgeme, veri madenciliği ve değerlendirme aşamalarından oluşan bir süreçtir. Veri Madenciliği, önceden bilinmeyen, veri içinde gizli, anlamlı ve yararlı örüntülerin büyük ölçekli veri tabanlarından otomatik biçimde elde edilmesini sağlayan VTBK süreci içinde bir adımdır [18].

Veri madenciliğinin yapılmış tanımlamalarına yer verdikten sonra bu bölümde, veri tabanlarından anlamlı bilgilerin elde edilmesi için geliştirilen bir disiplin olan veri

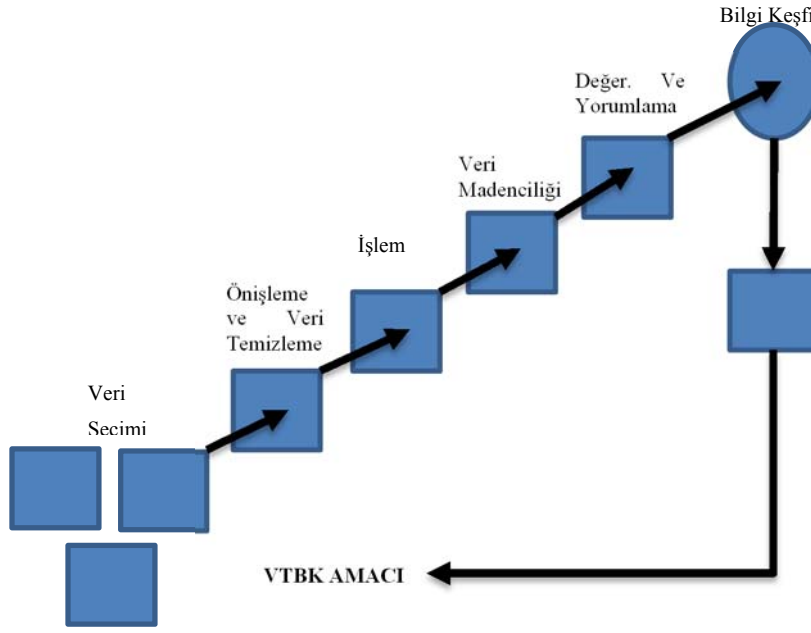
tabanlarından bilgi keşfi süreci, veri madenciliği model ve teknikleri, veri madenciliği aşamasında karşılaşılan sorunlar, avantaj ve dezavantajları ve uygulama alanlarından bahsedilmiştir.

2.3. VERİTABANLARINDAN BİLGİ KEŞFİ

Veri madenciliğinin veri ambarlarında gizlenmiş şekilde var olan bilgilerin ortaya çıkarılması yani veri tabanlarından bilginin keşfi gibi bir amacı bulunmaktadır. Veri madenciliği bu keşfi yaparken çeşitli matematiksel, istatistiksel ve örüntü bulma yöntemlerini kullanarak verilerin anlamlı bilgiye dönüştürür.

Veri madenciliği, bilgi keşfi ve veri tabanlarında bilgi keşfi terimleri bazı araştırmacılar tarafından karıştırılmaktadır. Birçok araştırmacı ve uygulayıcı veri madenciliği ve bilgi keşfi kavramlarını benzer anlamda kullanmaktadır. Fakat veri madenciliği bilgi keşfi sürecinin bir aşamasıdır. Veri tabanında bilgi keşfini kısaca tanımlarsak; veride ki anlamlı, faydalı, orijinal ve belli bir değeri olan örüntüleri ortaya çıkarma işlemidir [19].

Şekil 2.2’de görüldüğü gibi veri tabanında bilgi keşfi süreci yedi aşamadan oluşmaktadır [20].



Şekil 2.2: Veri tabanında bilgi keşfi süreci [20]

Veri madenciliğinin etkili kullanımının gerçekleşmesi için bilgi keşfinden önce incelenecek veri tabanının ve verilerin tanımlanması ve bilinmesi gerekmektedir. Bu yüzden veri madenciliği çalışmasından önce yerine getirilmesi gereken ilk şart veri özelliklerinin tam olarak anlaşılması ve tanımlanmasıdır. Kısaca bahsedecek olursak veri tabanlarından bilgi keşfinin süreci aşağıdaki aşamalardan oluşur.

Veri tabanlarından anlamlı verilerin çıkarılması için birçok model geliştirilmiştir. Bu modellerden Maimon ve Rokach tarafından geliştirilmiş olanı aşağıdaki sırayla işler [20].

- Uygulama alanının anlaşılması ve geliştirilmesi: Bu aşamada uygulama alanı anlamaya çalışılarak çeşitli hazırlıklar yapılır ve bilgi keşfinde ki amaç geliştirilir.
- Bir veri seti seçme ve oluşturma: Bu aşama veri kütlelerini birleştirip sorgu için uygun örneklem kümesini oluşturmayı amaçlar.
- Önişleme ve temizleme: Bu aşama seçilen örneklemde bulunan hatalı ve eksik nitelikteki verilerin temizlendiği ve değiştirildiği bir aşamadır, ayrıca bu işlem keşfedilen bilginin değerini ve kalitesini artırmaya yöneliktir.
- Veri işleme: Seçilen örneklemde ilgisiz nitelikler ve tekrarlanan veriler temizlenir. Bu aşamanın amacı veri madenciliği sorgusunun çalışmasını verimli hale getirmektir.

- Uygun bir veri madenciliği programı ve algoritması seçmek: Bu aşamada hangi veri madenciliği türü kullanılacağına karar verilir (Örneğin; sınıflandırma, regresyon veya kümeleme gibi). Bu genelde veri tabanında bilgi keşfi amacına ve önceki aşamalarına bağlıdır. Bu aşamada ayrıca strateji belirlenmelidir, kullanılacak taktiklere karar verilmelidir, örüntü araştırmak için kullanılacak kesin bir metot seçilmesi gerekir.
- Veri madenciliği algoritmasını çalıştırmak: Bu aşamada karar verilen veri madenciliği algoritması uygulanır. Burada amaç tatmin edici sonuca ulaşana kadar algoritmayı çalıştırmaktır.
- Değerlendirme ve bilgi keşfini kullanmak: Bu aşamada oluşan örüntüler değerlendirilerek birinci aşamada belirlenen amaç ile alakalı kurulmalıdır ve elde edilen bilgi amaca yönelik kullanılmalıdır.

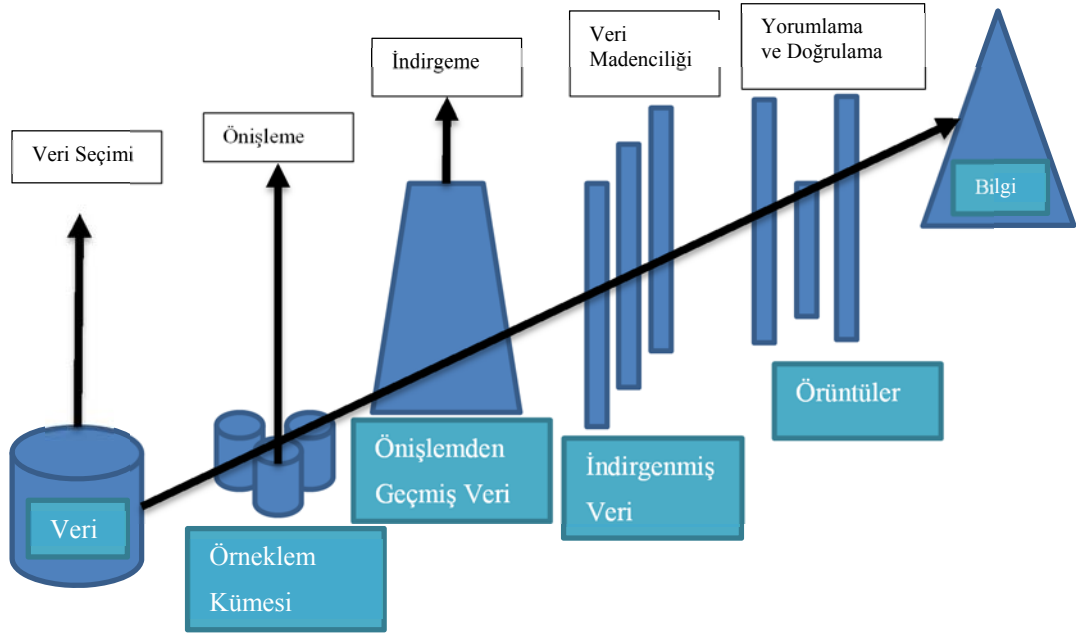
VTBK için geliştirilen bir diğer model de Fayyad, Piatetsky-Shapiro ve Smyth, tarafından geliştirilmiştir [16].

Bu modele göre geliştirilen adımlar şöyledir:

- Problemin Anlaşılması: VTBK süreci için önceki anlamlı bilgilerin, uygulama alanının ve amacın belirlendiği aşamadır.
- Veri Seçimi: Veri analistinin amacına uygun verinin, veri tabanından elde edilmesi aşamasıdır.
- Veri Temizleme ve Önleme: Gürültülü, yanlış, hatalı kayıp ya da gereksiz verinin atılması ve eksik nitelik değerlerinin değiştirildiği aşamadır.
- Veri İndirgeme: Seçilen örnek kümesinden ilgisiz özelliklerin atıldığı ve tekrarlı veri kayıtlarının ayıklandığı aşamadır. Bu aşama seçilen veri madenciliği sorgusunun çalışma zamanını iyileştirir.
- Eşleştirme: Veri madenciliği yöntemleri ile problemin amacının eşleştirildiği aşamadır.
- Model ve Hipotez Seçimi: veri deseninin araştırılması için kullanılacak olan VM algoritması ve yönteminin seçilmesidir. Bu süreç uygun modeller ve parametreleri içerir.

- Veri Madenciliği: Veri örüntülerinin çıkarılması amacı ile zeki yöntemlerin uygulandığı temel, asıl işlemdir.
- Keşfedilen Bilginin Değerlendirilmesi: Bazı ilginç ölçümlere dayanan örüntülerden, bu örüntülerin ne anlama geldiğini belirten bir takım kural temelli açıklamalar çıkarma işlemidir. Elde edilen bilginin geçerlilik, yenilik, yararlılık ve basitlik ölçütlerine göre değerlendirilmesi aşamasıdır.
- Bilgi Sunumu: Çıkarılan bilginin kullanıcıya sunmak için görüntüleme ve bilgi temsil tekniklerinin kullanılması işlemidir.

Şekil 2.3' de Fayyad ve arkadaşları tarafından geliştirilen model görülmektedir.

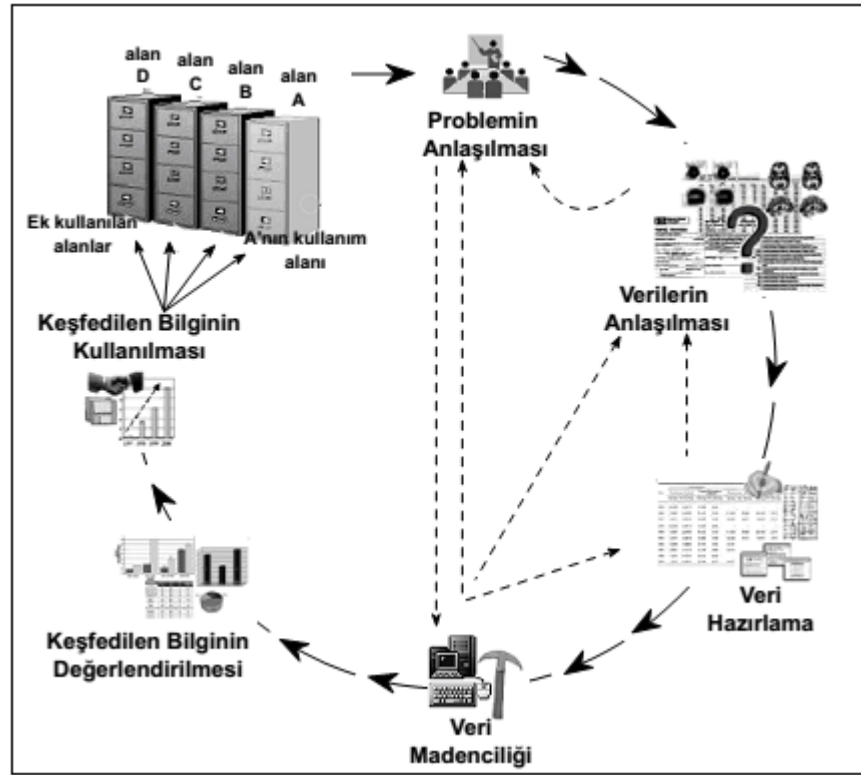


Şekil 2.3: Veri tabanlarında bilgi keşif süreci

VTBK süreci için geliştirilen diğer bir model ise 6 aşamalı bilgi keşfi ve veri madenciliği (knowledge discovery and data mining) sürecidir [7]. 6 aşamalı VTBK ve VM süreci CRISP-DM (CROSS-Industry Standard Process for Data Mining) grubu tarafından geliştirilen ve birçok gerçek hayat problemine uygulanmış modele dayanmaktadır. Bu süreçte yer alan adımlar ise:

- Problemin Anlaşılması: Bu aşamada uzmanlar tarafından amaç, problem, anahtar kişiler ve problemin mevcut çözümleri tanımlanır.
- Veri Anlaşılması: Örnek verilerin toplanması için ihtiyaç duyulan verilerin biçim ve büyüklüğü belirlenir.

- **Veri Hazırlama:** Sürecin en önemli adımını oluşturmaktadır. Bu aşamada bir sonraki VM uygulamasında kullanılacak olan veri seti oluşturulur.
- **Veri Madenciliği:** Bilgi keşfi sürecinde veri hazırlama aşamasından sonraki anahtar aşamadır. Bu aşama problemin çözümü için kullanılacak VM algoritmalarından bir tanesi seçilir.
- **Keşfedilen Bilginin Değerlendirilmesi:** Veri madenciliği aşamasının sonucunda elde edilen bilgilerin alan uzmanlarınca değerlendirilmesini içerir.
- **Keşfedilen Bilginin Kullanılması:** Keşfedilen bilginin nerede ve nasıl kullanılacağıyla ilgilenir.



Şekil 2.4: 6 aşamalı bilgi keşfi ve veri madenciliği modeli

VTBK süreci için geliştirilmiş olan bu iki model arasında bazı farklılıklar olmasına rağmen problemin anlaşılması, veri madenciliği ve keşfedilen bilginin değerlendirilmesi aşamaları aynıdır. Fayyad'ın modeli çok detaylı olmasına rağmen 5. ve 6. aşamalar süreç içerisinde çok geç yer almaktadır. Bu aşamaların problemin anlaşılması ve verilerin anlaşılması aşamalarında gerçekleştirilmesi düşünülebilir.

VTBK aşamalarından en önemlisini, modelin kurulması ve değerlendirilmesi kısımlarını içeren veri madenciliği aşaması oluşturmaktadır. Önceden bilinmeyen geçerli ve

uygulanabilir bilginin veri yığınlarından dinamik bir süreç ile elde edilmesi olarak tanımlanan veri madenciliği, büyük veri yığınlarından oluşan veri tabanları içerisinde gizli kalmış bilgilerin tespit edilmesine olanak sağlamaktadır [21].

2.4. VERİ MADENCİLİĞİ KULLANIM ALANLARI

Veri Madenciliği kullanım alanı olarak çok geniş bir yelpazeye sahiptir. Pazarlama, bankacılık, finans, biyoloji, kimya, tıp, görüntü tanıma ve robot görüş sistemleri, yüzey analizi ve coğrafi bilgi sistemleri, uzay bilimleri, meteoroloji ve atmosfer bilimleri, sosyal bilimler ve davranış bilimlerinde yaygın olarak kullanılmaktadır [22].

2.4.1. Veri Madenciliği Uygulama Örnekleri

Veri madenciliği uygulama örneklerinden bir kısmını Alpaydın (2000) aşağıdaki şekilde açıklamıştır [14].

2.4.1.1. Bağntı

“Çocuk bezi alan müşterilerin %30’u bira da satın alır.”

Sepet analizinde (basket analysis) müşterilerin beraber satın aldığı malların analizi yapılır. Buradaki amaç mallar arasındaki pozitif veya negatif korelasyonları bulmaktır. Çocuk bezi alan müşterilerin mama da satın alacağını veya bira satın alanların cips de alacağını tahmin edebiliriz ama ancak otomatik bir analiz bütün olasılıkları gözönüne alır ve kolay düşünülemez, örneğin çocuk bezi ve bira arasındaki bağıntıları da bulur.

2.4.1.2. Sınıflandırma

“Genç kadınlar küçük araba satın alır, yaşlı, zengin erkekler büyük, lüks araba satın alır.”

Amaç bir malın özellikleri ile müşteri özelliklerini eşlemektir. Böylece bir müşteri için ideal ürün veya bir ürün için ideal müşteri profili çıkarılabilir. Örneğin bir otomobil satıcısı şirket geçmiş müşteri hareketlerinin analizi ile yukarıdaki gibi iki kural bulursa genç kadınların okuduğu bir dergiye reklam verirken küçük modelinin reklamını verir.

2.4.1.3. Regresyon

“Ev sahibi olan, evli, aynı iş yerinde beş yıldan fazladır çalışan, geçmiş kredilerinde geç ödemesi bir ayı geçmemiş bir erkeğin kredi skoru 825’dir.”

Başvuru skorlamada (application scoring) bir finans kurumuna kredi için başvuran kişi ile ilgili finansal güvenilirliğini notlayan örneğin 0 ile 1000 arasında bir skor hesaplanır. Bu skor kişinin özellikleri ve geçmiş kredi hareketlerine dayanılarak hesaplanır.

2.4.1.4. Zaman İçinde Sıralı Örüntüler

“İlk üç taksidinden iki veya daha fazlasını geç ödemiş olan müşteriler %60 olasılıkla kanuni takibe gidiyor.”

Davranış skoru (behavioral score), başvuru skorundan farklı olarak kredi almış ve taksitleri ödeyen bir kişinin sonraki taksitlerini ödeme/geciktirme davranışını notlamayı amaçlar.

2.4.1.5. Benzer Zaman Sıralamaları

“X şirketinin hisse fiyatları ile Y şirketinin hisse fiyatları benzer hareket ediyor.”

Amaç zaman içindeki iki hareket serisi arasında bağıntı kurmaktır. Bunlar örneğin iki malın zaman içindeki satış miktarları olabilir. Örneğin dondurma satışları ile kola satışları arasında pozitif, dondurma satışları ile sahlep satışları arasında negatif bir bağıntı beklenebilir.

2.4.1.6. İstisnalar (Fark Saptanması)

“Normalden farklı davranış gösteren müşterilerim var mı?”

Amaç önceki uygulamaların aksine kural bulmak değil, kurala uymayan istisnai hareketleri bulmaktır. Bu da örneğin olası sahtekarlıkların saptanmasını (fraud detection) sağlar. Örneğin Visa kredi kartı için yapılan CRIS sisteminde bir yapay sinir ağı kredi kartı hareketlerini takip ederek müşterinin normal davranışına uymayan hareketler için müşterinin bankası ile temasa geçerek müşteri onayı istenmesini sağlar.

2.4.1.7. Döküman Madenciliği

“Arşivimde (veya internet üzerinde) bu dökümana benzer hangi dökümanlar var?”

Amaç dokümanlar arasında ayrıca elle bir tasnif gerekmeden benzerlik hesaplayabilmektir (text mining). Bu genelde otomatik olarak çıkarılan anahtar sözcüklerin tekrar sayısı sayesinde yapılır.

2.5. VERİ MADENCİLİĞİNDE KULLANILAN TEKNİKLER

Günümüzde birçok VM tekniği kullanılmaktadır. Bu teknikler bazı arařtırmacılar tarafından ayrı ayrı ele alınmasına rağmen genellikle arařtırmacılar tarafından iki ana başlık altında toplanmıştır [23].

Yapay zekâ temelli teknikler başlığı altında; bellek tabanlı sistemler, karar ağaçları, yapay sinir ağları, genetik algoritmalar, kural çıkarma, görselleştirme, bulanık mantık ve kaba kümeleme algoritmaları sayılabilir.

Normal olarak veri madenciliği sistemleri bu tekniklerin her birini desteklemez ama veri madenciliği sistemleri çoğu zaman kullanıcının özel problemlerine bağlı olarak seçebileceği farklı teknikler arasından iki ya da daha fazlasını birleştirir. Bundan dolayı, olası bir kullanıcı, ihtiyaçlarına en iyi uyacak sisteme karar vermek amacıyla en yaygın teknikler üzerinde arařtırmaya sahip olması gerekir. Yine de bazı operasyonlar sadece bir tekniği kullanarak tamamen gerçekleştirilemezken, bazı teknikler birden fazla amacı destekler [24].

2.5.1. İstatistiksel Teknikler

Veri madenciliği çalışması esas olarak bir istatistik uygulamasıdır. Verilen bir örnek kümesine bir kestirici oturtmayı amaçlar. İstatistik literatüründe son elli yılda bu amaç için değişik teknikler önerilmiştir. Bu teknikler istatistik literatüründe çok boyutlu analiz (multivariate analysis) başlığı altında toplanır ve genelde verinin parametrik bir modelden (çoğunlukla çok boyutlu bir Gauss dağılımından) geldiğini varsayar. Bu varsayım altında sınıflandırma (classification; discriminant analysis), regresyon, öbikleme (clustering), boyut azaltma (dimensionality reduction), hipotez testi, varyans analizi, bağıntı (association; dependency) kurma için teknikler istatistikte uzun yıllardır kullanılmaktadır [25].

Veri madenciliği içerisinde kullanılan istatistiksel teknikler Bayes yaklaşımı, korelasyon, regresyon, komşuluk ilişkileri, histogram diyagramlar ve kümeleme teknikleri olarak sayılabilir.

2.5.2. Bellek Tabanlı Yöntemler

Bellek tabanlı veya örnek tabanlı bu yöntemler (*memory-based, instance-based methods; case-based reasoning*) istatistikte 1950’li yıllarda önerilmiş olmasına rağmen o yıllarda gerektirdiği hesaplama ve bellek yüzünden kullanılamamış ama günümüzde bilgisayarların ucuzlaması ve kapasitelerinin artmasıyla, özellikle de çok işlemcili sistemlerin yaygınlaşmasıyla, kullanılabilir olmuştur. Bu yöntem en iyi örnek en yakın k komşu algoritmasıdır (*k-nearest neighbor*) [26].

2.5.3. Yapay Sinir Ağları

1980’lerden sonra yaygınlaşan yapay sinir ağlarında (*artificial neural networks*) amaç fonksiyon birbirine bağlı basit işlemci ünitelerinden oluşan bir ağ üzerine dağıtılmıştır [27]. Yapay sinir ağlarında kullanılan öğrenme algoritmaları veriden üniteler arasındaki bağlantı ağırlıklarını hesaplar. YSA istatistiksel yöntemler gibi veri hakkında parametrik bir model varsaymaz yani uygulama alanı daha geniştir ve bellek tabanlı yöntemler kadar yüksek işlem ve bellek gerektirmez.

2.5.4. Karar Ağaçları

İstatistiksel yöntemlerde veya yapay sinir ağlarında veriden bir fonksiyon öğrenildikten sonra bu fonksiyonun insanlar tarafından anlaşılabilir bir kural olarak yorumlanması zordur. Karar ağaçları ise veriden oluşturulduktan sonra yukarıdaki örnekte de olduğu gibi ağaç kökten yaprağa doğru inilerek kurallar (*IF-THEN rules*) yazılabilir [26]. Bu şekilde kural çıkarma (*rule extraction*), veri madenciliği çalışmasının sonucunun geçerlemesini sağlar. Bu kurallar uygulama konusunda uzman bir kişiye gösterilerek sonucun anlamlı olup olmadığı denetlenebilir. Sonradan başka bir teknik kullanılacak bile olsa karar ağacı ile önce bir kısa çalışma yapmak, önemli değişkenler ve yaklaşık kurallar konusunda bize bilgi verir ve tavsiye edilir.

2.6. VERİ MADENCİLİĞİNDE KARŞILAŞILAN PROBLEMLER

2.6.1. Veri Tabanı Boyutu

Veri tabanı boyutları inanılmaz bir hızla artmaktadır. Pek çok makina öğrenimi algoritması bir kaç yüz tutanaklık oldukça küçük örneklemeleri ele alabilecek biçimde geliştirilmiştir. Aynı algoritmaların yüzbinlerce kat büyük örneklemelerde

kullanılabilmesi için çok büyük dikkat gerekmektedir. Örneklemin büyük olması, örüntülerin gerçekten var olduğunu göstermesi açısından bir avantajdır ancak böyle bir örneklemden elde edilebilecek olası örüntü sayısı çok büyüktür. Bu yüzden veri madenciliği sistemlerinin karşı karşıya olduğu en önemli sorunlardan biri veri tabanı boyutunun çok büyük olmasıdır. Dolayısıyla veri madenciliği yöntemleri ya sezgisel/buluşsal bir yaklaşımla arama uzayını taramalıdır ya da örnekleme yatay/dikey olarak indirgemelidir [28].

Yatay indirgeme çeşitli biçimlerde gerçekleştirilebilir. İlkinde, belirli bir niteliğin alan değerleri önceden sıra düzensel olarak sınıflandırılır (ya da kategorize edilir) ki buna genelleştirme işlemi de denilmektedir. Sonrasında ise, ilgili niteliğin değerleri önceden belirlenmiş genelleme sıra düzeninden aşağıdan yukarıya doğru seviye seviye günlendir (yani, üst nitelik değeri ile değiştirilir) ve tekrarlı çoklular çıkarılır [29]. İkincisinde, oldukça sağlam (*robust*) olan örnekleme kuramı kullanılarak çok büyük hacimli veri öyle bir boyuta indirgenir ki, hem kaynak veri belirli bir güven aralığında temsil edebilir hem de indirgenen veri kümesinin hacmi makine öğrenimi algoritmalarınınca işlenmeye uygun hale gelebilir [30]. Sonucunda ise, sürekli değerlerden oluşan bir alana sahip nitelik üzerine kesikleştirme tekniğinin uygulanmasıdır [31]. Sürekli değerlerin belirli aralık değerlerine dönüştürülmesi ile tekrarlılık arz eden çoklular ortadan kaldırılarak yatay indirgeme sağlanabilir. Aslında bu kesikleştirme tekniği, sürekli sayısal değerler için geçerli olmayan makine öğrenim algoritmaları için bir önkoşul ya da ön işlemdir ki bu konu ayrı bir alt başlık olarak verilecektir. Dikey indirgeme, artık niteliklerin indirgenmesi işlemidir ki bu artık işleme alt başlığında tartışılacaktır.

2.6.2. Gürültülü Veri

Büyük veri tabanlarında pek çok niteliğin değeri yanlış olabilir. Bu hata, veri girişi sırasında yapılan insan hataları veya girilen değerlerin yanlış ölçülmesinden kaynaklanır. Veri girişi ya da veri toplanması sırasında oluşan sistem dışı hatalara gürültü adı verilir. Ancak günümüzde kullanılan ticari ilişkisel veri tabanları veri girişi sırasında oluşan hataları otomatik biçimde gidermek konusunda az bir destek sağlamaktadır. Hatalı veri gerçek dünya veri tabanlarında ciddi problem oluşturabilir. Bu durum, bir veri madenciliği yönteminin kullanılan veri kümesinde bulunan gürültülü verilere karşı daha az duyarlı olmasını gerektirir. Gürültülü verinin yol açtığı problemler tüme varımsal karar

ağaçlarında uygulanan metotlar bağlamında kapsamlı bir biçimde araştırılmıştır [32]. Eğer veri kümesi gürültülü ise sistem bozuk veriyi tanımalı ve ihmal etmelidir. Quinlan [32], gürültünün sınıflama üzerindeki etkisini araştırmak için bir dizi deney yapmıştır. Deneysel sonuçlar, etiketli öğrenmede etiket üzerindeki gürültü öğrenme algoritmasının performansını doğrudan etkileyerek düşmesine sebep olmuştur. Buna karşın eğitim kümesindeki nesnelere özellikleri/nitelikleri üzerindeki en çok %10'luk gürültü miktarı ayıklanabilmektedir. Chan ve Wong, gürültünün etkisini analiz etmek için istatistiksel yöntemler kullanmışlardır [33].

2.6.3. Boş Değerler

Bir veri tabanında boş değer, birincil anahtarlar yer almayan herhangi bir niteliğin değeri olabilir. Boş değer tanımı gereği kendisi de dâhil olmak üzere hiç bir değere eşit olmayan değerdir. Birçoğunda eğer bir nitelik değeri boş ise o nitelik bilinmeyen ve uygulanamaz bir değere sahiptir. Bu durum ilişkisel veri tabanlarında sıkça karşımıza çıkmaktadır. Bir ilişkide yer alan tüm çoklular aynı sayıda niteliğe, niteliğin değeri boş olsa bile, sahip olmalıdır. Örneğin kişisel bilgisayarların özelliklerini tutan bir ilişkide bazı model bilgisayarlar için ses kartı modeli niteliğinin değeri boş olabilir [18].

Lee, boş değeri, (1) bilinmeyen, (2) uygulanamaz ve (3) bilinmeyen veya uygulanamaz olacak biçimde üçe ayıran bir yaklaşımı ilişkisel veri tabanlarını genişletmek için önermiştir. Mevcut boş değer taşıyan veri için herhangi bir çözüm sunmayan bu yaklaşımın dışında bu konuda sadece bilinmeyen değer üzerinde çalışmalar yapılmıştır [34, 35, 36, 37]. Boş değerli nitelikler veri kümesinde bulunuyorsa, ya bu çoklular tamamıyla ihmal edilmeli ya da bu çoklularda niteliğe olası en yakın değer atanmalıdır [32].

2.6.4. Eksik Veri

Evrendeki her nesnenin ayrıntılı bir biçimde tanımlandığı ve bu nesnelere alabileceği değerler kümesinin belirli olduğu varsayılabilir. Verilen bir bağlamda her bir nesnenin tanımı kesin ve yeterli olsa idi, sınıflama işlemi basitçe nesnelere alt kümelerinden faydalanılarak yapılabilir. Bununla birlikte, veriler kurum ihtiyaçları göz önünde bulundurularak düzenlenip, toplandığından, mevcut veri gerçek hayatı yeterince yansıtmayabilir [38]. Örneğin hastalığın tanısını koymak için kurallar sadece çok yaşlı

insanların belirtilerinin bulunduğu bir veri kümesi kullanılarak üretilseydi, bu kurallara dayanarak bir çocuğa tanı koymak pek doğru olmazdı. Bu gibi koşullarda bilgi keşfi modeli belirli bir güvenlik (ya da doğruluk) derecesinde tahmini kararlar alabilmelidir [39].

2.6.5. Artık Veri

Verilen veri kümesi, eldeki probleme uygun olmayan veya artık nitelikler içerebilir. Bu durum pek çok işlem sırasında karşımıza çıkabilir. Örneğin, eldeki problem ile ilgili veriyi elde etmek için iki ilişkiyi ortak nitelikler üzerinden birleştirirsek sonuç ilişkide kullanıcının farkında olmadığı artık nitelikler bulunur. Artık nitelikleri elemek için geliştirilmiş algoritmalar özellik seçimi olarak adlandırılır [40].

Özellik seçimi, tümevarıma dayalı öğrenmede budama öncesi yapılan bir işlemdir. Başka bir deyişle, özellik seçimi, verilen bir ilişkinin içsel tanımını, dışsal tanımın taşıdığı (veya içerdiği) bilgiyi bozmadan onu eldeki niteliklerden daha az sayıdaki niteliklerle (yeterli ve gerekli) tanımlayabilmektedir. Özellik seçimi yalnızca arama uzayını küçültmekle kalmayıp, sınıflama işleminin kalitesini de artırır [41, 42, 43, 44, 45].

2.6.6. Dinamik Veri

Kurumsal çevrim-içi veri tabanları dinamiktir, yani içeriği sürekli olarak değişir. Bu durum, bilgi keşfi metodları için önemli sakıncalar doğurmaktadır. İlk olarak sadece okuma yapan ve uzun süre çalışan bilgi keşfi metodu bir veri tabanı uygulaması olarak mevcut veri tabanı ile birlikte çalıştırıldığında mevcut uygulamanın da performansı ciddi ölçüde düşer. Diğer bir sakınca ise, veri tabanında bulunan verilerin kalıcı olduğu varsayıp, çevrimdışı veri üzerinde bilgi keşif metodu çalıştırıldığında, değişkenlerinin elde edilen örüntülere yansımaları gerekmektedir. Bu işlem, bilgi keşfi metodunun ürettiği örüntüleri zaman içinde değişen veriye göre sadece ilgili örüntüleri yığılmalı olarak günleme yeteneğine sahip olmasını gerektirir [46]. Aktif veri tabanları tetikleme mekanizmalarına sahiptir ve bu özellik bilgi keşif metodları ile birlikte kullanılabilir [47].

2.6.7. Farklı Tipteki Veri

Gerçek hayattaki uygulamalar makina öğreniminde olduğu gibi yalnızca sembolik veya kategorik veri türleri değil, fakat aynı zamanda tamsayı, kesirli sayılar, çoklu ortam verisi,

coğrafi bilgi içeren veri gibi farklı tipteki veriler üzerinde işlem yapılmasını gerektirir. Kullanılan verinin saklandığı ortam, düz bir kütük veya ilişkisel veri tabanında yer alan tablolar olacağı gibi, nesneye yönelik veri tabanları, çoklu ortam veri tabanları, coğrafi veri tabanları vb. olabilir. Saklandığı ortama göre veri, basit tipte olabileceği gibi karmaşık veri tipleri (çoklu ortam verisi, zaman içeren veri, yardımcı metin, coğrafi, vb.) de olabilir. Bununla birlikte veri tipi çeşitliliğinin fazla olması bir veri madenciliği algoritmasının tüm veri tiplerini ele alabilmesini olanaksızlaştırmaktadır. Bu yüzden veri tipine özgü adanmış veri madenciliği algoritmaları geliştirilmektedir [48].

2.7. KABA KÜMELER TEORİSİ VE VERİ MADENCİLİĞİ

Kaba kümeler teorisi veri madenciliği ve bilgi keşfi sistemlerinde etkili bir şekilde kullanılarak veri madenciliği uygulamaları için sağlam bir temel oluşturur. Bu teori veriler arasında kaybolmuş ya da eksik kalmış verileri ortaya çıkarmak için matematiksel araçlarla araştırmacılara yol gösterir. Bu teori öncelikle veri tabanlarındaki kısmi olarak ya da tamamen bağımlı olan ilişkileri tanımlar ve gereksiz olan verileri ortadan kaldırır. Boş değerler, eksik veriler yok edilerek başka yaklaşımların kullanılması için zemin hazırlar. Büyük miktarda veriler içeren veri tabanlarından bilgi keşfi için kaba kümeler teorisi geliştirilmiştir.

Daha karmaşık kavramlarının hangi yaklaşımdan yola çıkılarak kurulacağı, kavramlar arasındaki benzerlik oranları ve ilkel yapılardan daha karışık yapılara doğru uygulanacak işlemler gibi kendisinden karmaşık verilerin sentezi ile ilgili bazı önemli adımlar vardır. Bu tip problemler klasik kaba küme teorisi yaklaşımı ve son kaba kümeler yaklaşımları birleştirilerek çözülebilir. Bu adımların gerçekleşmesinden kaynaklanan problemlerin çözümünde kullanılan yöntemler bilgi keşfi ve veri madenciliği için son derece önemlidir.

3. KABA KÜMELER TEORİSİ

Hatalı, eksik ya da kesin olmayan verilerin analizi için kaba kümeler ve bulanık kümeler kullanılabilir. Bulanık kümeler 1965’de Zadeh tarafından geliştirilmiştir [49]. Bulanık kümeler özellikle kimya alanında başarılı uygulamaları ile kullanım kazanmıştır. Bulanık ve kaba kümeler teorisinin ortak noktası ilgilenilen veri kümesini ayırt edilemezlik ve muğlaklık noktasında incelemeleridir.

Kaba küme teorisinin ana kavramları ve yaklaşım alanları 1980’lerin başında tanıtılmıştır [50, 51].

Z. Pawlak’ın yaptığı tanımda kaba küme teorisini kısaca “kaba küme teorisi belirsizlik ve muğlaklığın varlığında yeni bir karar verme yaklaşımıdır” diye tanımlamıştır. Z. Pawlak tarafından 1982 yılında geliştirilen kaba kümeler teorisi evrendeki her nesnenin bazı bilgiler (veriler, tecrübeler) ile birbirleriyle eşleştirilebileceği felsefesi üzerine kurulmuştur [52].

Kaba küme teorisinin ve onun uzantılarının ana fikri birçok kitap içerisinde bulunabilir [53]. (Örneğin; [54, 55, 56, 57, 58, 59, 60])

Bu yaklaşım, yapay zekâ tekniklerinde karşılaşılan belirsiz veya şüpheli bilgilerle uğraşmakta kullanılmak üzere geliştirilmiş ve bilgi keşfinde karşılaşılan birçok problemin çözülmesine temel sağlamıştır [61]

Kaba küme teorisi aynı zamanda uzaktan algılama [62], coğrafik bilgi bilimi [63], tıp [64], yapay zekâ [65] ve duyarlılık haritalama [66] gibi birçok bilim disiplinde kullanılmıştır [67].

3.1. KABA KÜMELER TEORİSİ KULLANIM ALANLARI

Kaba kümeler teorisi birçok bilim alanında kullanılarak başarılı sonuçlar doğurmuştur [68].

3.1.1. Tıp

- Tedavi kararlarının desteklenmesi [69]
- Hemşirelikte bilgi toplama [70]
- Pnömoni hasta tanısı [71]
- Tıbbi uygulamalar için görüntü analizi
- Erken doğum tahmini
- EEG sinyal analizi

3.1.2. Ekonomi, Finans ve İş Dünyası

- İflas riskinin değerlendirilmesi,
- Şirket değerlendirmesi,
- Bankası kredi politikası,
- Kredi kartı sahipleri davranışının tahmini,
- Bir şirket bütçe hazırlanması ve reklam,
- Borsa için güçlü akıllı kuralları,
- Veri tabanı pazarlama öngörüsü,
- Veri tabanlarında iş analizi

3.1.3. Çevre

- Gaz jeokimyası vurgulayarak deprem için uyarıcı faktörler çizimi,
- Çevre koruması,
- Küresel sıcaklık kararlılığı,
- Regina su ihtiyacı tahmini,
- Vakalardan eğim-hata tehlike seviyesinin öngörülmesi

3.1.4. Mühendislik

- Filtrasyon ve ses kodlanması,
- Ses sinyali geliştirme,

- Mzik sesleri tanınması,
- Konser salonunun akustik deęerlendirmesi,
- Grnt analizi,
- Optik karakter tanıma,
- Devre sentezi ve arıza tespiti.

3.1.5. Dięerleri

- elik iskelet yapı içindeki n rzgr korsesi,
- Mekanik nesnelerin teknik teęhisi,
- Yksek otomasyonlu retim sistemi iin destek,
- nemli karayolu parametrelerinin tahmini,
- Otoyol trafik zaman serisi analizi c hacimleri,
- Gerek zamanlı karar verme,
- Malzeme analizi,
- G sistemi gvenlik analizi.

3.1.6. Bilişim Teknolojileri

- Yazılım mhendislięi veri nitel analizi,
- Yazılım kalite deęerlendirilmesi,
- Yazılım konuşlanabilme,
- Bilgi keşfi formu,
- Bilgi alma,
- Mzik veri tabanlarından veri madencilięi,
- Analiz ve eş zamanlı sistemleri sentezi.

3.1.7. Karar Analizleri

3.1.8. Sosyal Bilimler

- atışma analizi,
- Sosyal seim fonksiyonları,
- Semen tercihine dayalı alıřma,
- Voleybol ilerleme oyununun evrimii tahmini

3.1.9. Kimya

- Yapı ve aktivite arasındaki ilişkinin analizi

3.2. KABA KÜMELER TEORİSİNİN AVANTAJLARI

Kaba kümeler teorisinin temel avantajı veri hakkında hiçbir ek bilgi istemeden çalışabilmesidir [72].

Pawlak (2002) kaba kümeler teorisinin avantajlarını aşağıdaki şekilde özetlemiştir [73].

- Veri içerisinde gizlenmiş desenleri bulmak için etkili algoritmalar sağlar.
- Minimum temel setler ile çalışır.(data reduction)
- Verinin önemini değerlendirir.
- Verilerden karar kuralları üretir.
- Elde edilen sonuçların basit yorumunu sunar.
- Anlaşılması kolaydır.

Bunun dışında veri analizinde kaba kümeler teorisinin avantajları Bal (2013) tarafından aşağıdaki şekilde listelenmiştir [74].

- Minimum veri setini bulur ve sonuç verilerden karar kuralları çıkarır.
- Sonuçların net yorumlarını ve anlamsız verilerin değerlendirmesini yapar.
- Kaba kümelere bağlı bir çok algoritma paralel süreçlere uygundur [73].
- Lineer olmayan ya da sürekli olmayan fonksiyonel ilişkiler model kapasitesi çok boyutlu ve karışık modelleri nitelendirebilen sağlam bir metod sunar. Çünkü oluşturulan kurallar ve özellikler aşırı değildir, modeller özlüdür, güçlü ve sağlamdır. Ek olarak, veri içerisindeki gizli modelleri bulabilmek için etkili algoritmalar sağlar.
- Kaba kümeler kesin olmayan sistemleri tanımlayabilir ve karakterize edebilir. Çünkü kaba kümeler bilgileri anlaşılacak kadar kolay mantık örüntü gösterir [24].

3.3. KABA KÜMELER TEORİSİNDE TEMEL KAVRAMLAR

3.3.1. Bilgi Sistemleri

Kaba küme teorisinde veri kümeleri birer tablo halinde gösterilir. Tablonun her bir satır bir objenin durumunu temsil eder. Ve tablonun her bir sütunu da o obje hakkındaki özellikleri içerir. Böyle oluşturulan tablolar bilgi sistemi olarak adlandırılır. Bir bilgi sistemi U evren kümesi ve A nitelikler kümesinden meydana gelir. $a \in A$ olmak üzere, her nitelik bir bilgi fonksiyonu tanımlar [73, 75].

Bilgi sistemi ya da yaklaşım uzayı şu şekilde gösterilir.

$$IS = (U, A)$$

U : Sonlu Nesne Uzayı

$$U = \{x_1, x_2, x_3, \dots, x_n\}$$

A : Özellikler Seti

Değişkenler $\alpha \in A$ için;

$F_\alpha: U \rightarrow V_\alpha$ bir bilgi fonksiyonunu tanımlar.

V_α : α özelliğinin olmuş olduğu değerler setini gösterir. Yani n özelliğinin etki alanı (domain) olarak adlandırılır.

Örnek 3.1: Rastgele olarak seçilen 10 kişinin yaş ve eğitim durumlarını gösteren basit bir bilgi sistemi aşağıdaki Tablo 3.1’de gösterilmiştir.

Tablo 3.1: Bilgi tablosu örneği $IS(U,A)$

Nesneler	Yaş	Eğitim
X_1	<25	Orta
X_2	<25	İlkokul
X_3	<25	Üniversite
X_4	<25	İlkokul
X_5	25-29	Lise
X_6	25-29	İlkokul
X_7	25-29	Üniversite
X_8	25-29	İlkokul
X_9	30-39	Lise
X_{10}	30-39	Üniversite

Örnekten fark edilecektir ki x_2 ve x_4 aynı değişkenlere sahiptir. Bu iki nesne için ayırt edilemez diyebiliriz. Aynı şekilde x_6 ve x_8 nesnelere de bu bilgi sistemine ayırt edilemezdir.

3.3.2. Karar Sistemleri

Bir bilgi sisteminden sonuçlar çıkarmak istenebilir. Veriden sonuç çıkarmak için verinin sınıflanmasına bunun içinde nesnelere hangi sınıfa ait olduğunu belirten belli bir sınıflama değerine gereksinim vardır. Bunun için veri sistemine yeni bir özellik eklenerek işlem gerçekleştirilir. Sonuç değerini veren bu özellik veriden çıkarılabilir. Bu şekilde düzenlenmiş bilgi sistemlerine karar sistemi denir ve aşağıdaki gibi gösterilir.

$$IS \text{ (Information System)} = \{ U, A \cup \{d\} \} \quad d \notin A$$

$a \in A \rightarrow$ Şart Özellikleri

$d \rightarrow$ Karar Özelliği

$V_d \rightarrow$ Karar Özelliğinin etki alanı

Örnek 3.2: Aşağıda örnek bir karar tablosu gösterilmiştir. Karar özelliği olarak kişilerin sigara kullanıp kullanmadıkları sorularak Tablo 3.2'ye yazılmıştır.

Tablo 3.2: Örnek bilgi tablosu

Nesneler	Yaş	Eğitim	Kullanım
x1	<25	Lise	Evet
x2	<25	İlkokul	Hayır
x3	<25	Üniversite	Evet
x4	<25	İlkokul	Hayır
x5	25-29	Lise	Evet
x6	25-29	İlkokul	Evet
x7	25-29	Üniversite	Evet
x8	25-29	İlkokul	Hayır
x9	30-39	Lise	Evet
x10	30-39	Üniversite	Hayır

Bu tabloda x2 x4 özelliklerinin yine aynı özellikleri taşıdığı görülmektedir. Yani karar tablosundan çıkarılacak tabloyu okumak istersek “Eğer Yaş <25 ve Eğitim = İlkokul ise, Kullanım = Hayır” diyebiliriz. Ancak daha önceki tabloda bire bir aynı özellikler içeren x6 ve x8 nesnelere bakacak olursak bu iki nesnenin karar özelliğinde benzerlik olmadığını görürüz. X6 nesnesi x8 nesnesi ile aynı koşullar altında evet karar özelliğine sahipken, x8 özelliği hayır karar özelliğine sahiptir. Bu da bu karar sisteminden oluşturulacak karar kümeleri açısından bir sorun teşkil etmektedir. Bu durum ilerleyen bölümlerde incelenecektir.

Aşağıda Tablo 3.2'ye ait bilgi sistemi aşağıdaki gibi gösterilir.

$$U = \{x_1, x_2, x_3, x_4, x_5, x_6, x_7, x_8, x_9, x_{10}\}$$

$$A = \{\text{Yaş, Eğitim}\}$$

$$V_{a_1} = \{<25, 2, 3\}$$

$$V_d = \{\text{Evet, Hayır}\}$$

Kaba Küme Teorisinde evrende var olan bilgi, kesin olmayan bilgi, eksik bilgi, belirsiz bilgi ve muğlak bilgi olmak üzere 4'e ayrılır.

3.3.3. Ayırt Edilemezlik İlişkisi

Kaba kümeleme teorisinin temel noktalarından birisi ayırt edilemezlik ilişkisidir. Bu ilişki bazı nesnelere birbirinden ayırt edemediğimiz gerçeğine dayanır [52, 51].

Bir karar tablosu bazen gereksiz genişlikte olabilir. Bu genişlikler bazı ayrılmazlık ilişkisi olan verilerin ya veri diğer bir deyişle birbirinin aynısı olan verilerin tekrarı nedeniyle ortaya çıkar veya bu tablo içerisinde gereksiz verilerden dolayı olabilir.

Bu durumda kullanılacak eşitlik notasyonları aşağıdaki gibidir.

$A = (U, A)$ olmak üzere her bir özellik seti için; $B \subset A$ için ayrılmazlık ilişkisi $IND_A(B)$ olarak gösterilir. Burada Ind Indiscernibility Relation yani ayırt edilemezlik ilişkisini verir.

A özellikler setindeki B alt özellikler seti için $B(x_i) = B(x_j)$ ise " x_i ve x_j nesnelere "ayırt edilemezdir" denir.

Nesnenin en küçük ayrılabilir gruplarını temsil ettiği için $Ind(B)$, B özellikler kümesindeki temel set olarak adlandırılır. Temel setlerin elde edilmesi kaba küme teorisi kullanılarak yapılacak sınıflandırma işleminin ilk adımını oluşturur.

Tablo 3.2'deki ayırt edilemezlik ilişkilerini belirleyelim. İncelenecek olan özellikler $\{\text{Yaş}\}$, $\{\text{Eğitim}\}$ özellikleridir.

Tablo 3.3: Ayırt edilemezlik ilişkisi tablosu

Nesneler	Yaş	Eğitim	Kullanım
x1	<25	Lise	Evet
x2	<25	İlkokul	Hayır
x3	<25	Üniversite	Evet
x4	<25	İlkokul	Hayır
x5	25-29	Lise	Evet
x6	25-29	İlkokul	Evet
x7	25-29	Üniversite	Evet
x8	25-29	İlkokul	Hayır
x9	30-39	Lise	Evet
x10	30-39	Üniversite	Hayır

$$\text{IND}(\{\text{Yaş}\}) = (\{x_1, x_2, x_3, x_4\}, \{x_5, x_6, x_7, x_8\}, \{x_9, x_{10}\})$$

$$\text{IND}(\{\text{Eğitim}\}) = (\{x_1, x_5, x_9\}, \{x_2, x_4, x_6, x_8\}, \{x_3, x_7, x_{10}\})$$

$$\text{IND}(\{\text{Yaş, Eğitim}\}) = (\{x_1\}, \{x_2, x_4\}, \{x_5\}, \{x_6, x_8\}, \{x_7\}, \{x_9\}, \{x_{10}\})$$

Şeklinde aynı özellikteki nesnelere ortaya çıkarılır. Ve bu özellikler bu şartlar altında ayırt edilemezdir. Bu yüzden tek satır halinde yazılabilirler.

Tablo 3.4: U nesne uzayı ve A özellikler seti için ayrılmazlık ilişkisi

U/A	a1	a2	Setler
x1	<25	Lise	Set1
x2,x4	<25	İlkokul	Set2
x5	25-29	Lise	Set3
x6,x8	25-29	İlkokul	Set4
x7	25-29	Üniversite	Set5
x9	30-39	Lise	Set6
x10	30-39	Üniversite	Set7

3.3.4. Yaklaşım Kümeleri

Eşitlik ilişkileri evrensel kümeleri parçalara ayırmak için kullanılabilir. Evrensel kümenin eşitlik ilişkileriyle kurulmuş her bir parçası için evrensel kümenin yeni bir altkümesidir diyebiliriz. Bu altkümeler birbirleriyle aynı özellikleri içeren kümelerdir. Yine de bazı durumlarda örneğin Yaş özelliğinin alt kümelerinin tanımlanması noktasında kesin sonuçlar elde edilmeyebilir. Örnek olarak 10 kişi için yapılan bu kümelerindeki aynı sete ait olan kişilerin sigara kullanımları kesinlik arz etmeyebilir. Burada problemleri veri seti x_6 ve x_8 verileridir. Bu veriler incelendiğinde aynı özelliklere sahip oldukları görülür. Fakat x_6 kişinin karar özelliği “Evet” iken x_8 kişinin karar özelliği “Hayır” olarak belirlenmiştir. Bu iki kişi için kesin bir sonuç çıkarmak pek mümkün değildir. İşte burada Kaba Kümeler yaklaşımı ortaya çıkmaktadır. Biz bu iki kişi hakkında kesin ve tam

olarak bir karar söyleyemiyor olmamıza rağmen, kesin olarak bir karar özelliğine sahip kişiler için bir betimleme yapılabilir. Sonuç olarak hangi kümeye ait olduğu kesin olarak belli olmayan kümeler bir muğlaklık içerir ve Kaba kümeler olarak adlandırılır.

Bu kavramları matematiksel olarak tanımlamamız gerekirse;

$A=(U,A)$ bir bilgi sistemi olsun ve $B\subseteq A$, $X\subseteq U$ olsun. Bu durumda X kümesine üst yaklaşım ve alt yaklaşım kümeleri olmak üzere iki karşıt küme ile tanımlama yapabiliriz. Kaba Küme ile veri analizleri “alt yaklaşım” (lower approximation) ve “üst yaklaşım” (upper approximation) olmak üzere iki temel kavrama dayanır [75].

3.3.4.1. Alt Yaklaşım Kümesi

X setlerine ait alt yaklaşım kümesi X kümesinde kesinlik ihtiva eden tüm alt setlerin birleşimi olarak tanımlanır. Ve \underline{Bx} olarak gösterilir. Alt yaklaşım kümesindeki setler kesin olarak bir kümeye aittir. Bir alt kümenin alt yaklaşım kümesine ait olması eşitliği aşağıdaki şekilde ifade edilebilir.

$$\underline{Bx} = \{ x_i \in U \mid [x_i]_{\text{Ind}(B)} \subset x \} \quad (3.1)$$

3.3.4.2. Üst Yaklaşım Kümesi

Üst yaklaşım kümesinin elemanları ise X kümesindeki muhtemel üyelik olasılığı olan elemanlardan oluşmaktadır. Üst yaklaşım kümesi \overline{Bx} şeklinde gösterilir. Ve aşağıdaki denklemdeki gibi ifade edilebilir.

$$\overline{Bx} = \{ x_i \in U \mid [x_i]_{\text{Ind}(B)} \cap x \neq \emptyset \} \quad (3.2)$$

X kümesinin sınır elemanlarından oluşan küme ise sınır kümesidir. Sınır kümesi, $BN(x) = \overline{Bx} - \underline{Bx}$ şeklinde gösterilir.

Yaklaşım kümelerin özelliklerini şu şekilde gösterebiliriz.

$$\underline{Bx} \subseteq X \subseteq \overline{Bx} \quad (3.3)$$

$$\underline{Bx}(\emptyset) = \overline{Bx}(\emptyset) = \overline{Bx}(U) = U \quad (3.4)$$

$$\overline{Bx}(X \cup Y) = \overline{Bx}(X) \cup \overline{Bx}(Y) \quad (3.5)$$

$$\underline{Bx}(X \cap Y) = \underline{Bx}(X) \cap \underline{Bx}(Y) \quad (3.6)$$

$$X \subseteq Y \rightarrow \underline{Bx}(X) \subseteq \underline{Bx}(Y) \text{ ve } \overline{Bx}(X) \subseteq \overline{Bx}(Y) \quad (3.7)$$

$$\underline{Bx}(X \cup Y) \supseteq \underline{Bx}(X) \cup \underline{Bx}(Y) \quad (3.8)$$

$$\overline{Bx}(X \cap Y) \subseteq \overline{Bx}(X) \cap \overline{Bx}(Y) \quad (3.9)$$

3.3.4.3. Alt ve Üst Yaklaşım Kümeleri Uygulama

Bu kümeleri şekil ile göstermek istersek aşağıdaki şekilde gösterebiliriz. Bu durumda, aşağıdaki 4 kategoride kabalık testini yapabiliriz.

Eğer $\underline{Bx} \neq \emptyset$ ve $\overline{Bx} \neq U$ ise X tanımlanabilir kabaca B'dir.

Eğer $\underline{Bx} = \emptyset$ ve $\overline{Bx} \neq U$ ise X tanımlanamaz içten B'dir.

Eğer $\underline{Bx} \neq \emptyset$ ve $\overline{Bx} = U$ ise X tanımlanamaz dıştan B'dir.

Eğer $\underline{Bx} = \emptyset$ ve $\overline{Bx} = U$ ise X kesinlikle tanımlanamaz bir B'dir.

Bu sınıflandırmaların anlamını açıklamamız gerekirse;

X tanımlanabilir kabaca B'dir demek; B kümesinin yardımıyla X'e bağlı olan U kümesinin bazı elemanlarını tanımlayabiliriz demektir.

X içten tanımlanamaz B'dir.

Örnek: Verilen "araba bilgisi" verisi tablosu olan Tablo 3.5 için alt yaklaşım kümesi, üst yaklaşım kümesi ve sınır kümeleri elemanlarını bulalım.

Tablo 3.5: Araba bilgisi veri tablosu

	a1	a2	a3	a4
U	Kolon Sayısı	Ardan Sınıfı	Silindir Sayısı	İvmelenme Hızı
x1	2	Kompakt	4	Yüksek
x2	4	Alt Sınıf	6	Düşük
x3	4	Kompakt	4	Yüksek
x4	2	Kompakt	6	Düşük
x5	4	Kompakt	4	Düşük
x6	4	Kompakt	4	Yüksek
x7	4	Alt Sınıf	6	Düşük
x8	2	Alt Sınıf	6	Düşük

Adım 1. Özellikler kümesi için ayrılmazlık ilişkisi bulunur.

$$B = \{ a_1, a_2, a_3 \}$$

$$\text{Ind}(B) = \{ x_1, (x_2, x_4), (x_3, x_5, x_6), x_7, x_8 \}$$

Tablo 3.6: Temel setler tablosu

Set 1	x1
Set 2	x2, x4
Set 3	x3, x5, x6
Set 4	x7
Set 5	x8

d = Düşük için;

$$\text{BN}(x) = \{ x_2, x_4, x_5, x_7, x_8 \}$$

$$\underline{Bx} = \{ x_2, x_7, x_8 \}$$

$$\overline{Bx} = \{ x_1, x_3, x_6 \}$$

Adım 2. “Yüksek” karar sınıfı temel alınarak alt yaklaşım, üst yaklaşım ve sınır bölgesi elemanları bulunur.

$$d = \{\text{Yüksek}\} \rightarrow x_1, x_3, x_6$$

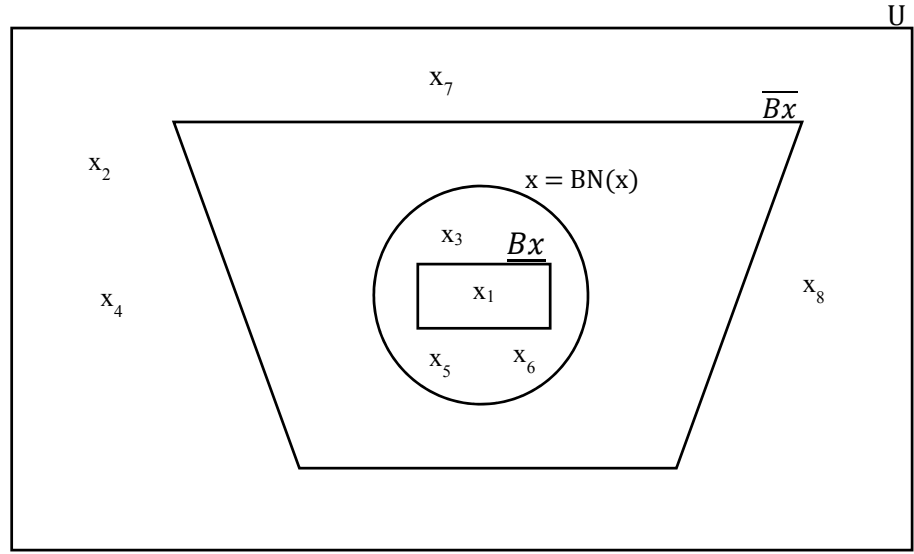
! x_3 ve x_6 nesnelere “Düşük” karar sınıfına ait x_5 nesnesi ile aynı temel set içinde yer aldığından (şart özelliklerinin aynı olduğunu gösterir) ve bu yüzden alt yaklaşım kümesinin “Nesneler kesin olarak bir sınıfa aittir.” İlkesine uymadığından \underline{Bx} 'te yer alamazlar.

$$\underline{Bx} = \{x_1\}$$

x_5 nesnesi x_3 ve x_6 nesneleriyle aynı temel set içinde yer aldığından ve buna bağlı olarak üst yaklaşım kümesinin “Nesneler muhtemelen bir sınıfa aittir.” İlkesini sağladığından \overline{Bx} 'te yer alır.

$$\overline{Bx} = \{x_1, x_3, x_5, x_6\}$$

$$U - \overline{Bx} = \{x_2, x_4, x_7, x_8\}$$



Şekil 3.1: Çalışmanın alt ve üst kümelerinin gösterimi

$BN(x) = \emptyset \rightarrow$ Kesin (Crisp) Küme

$BN(x) \neq \emptyset \rightarrow$ Kaba Küme

3.3.5. Yaklaşım Doğruluğu

X kümesinin doğruluk ölçüsü aşağıdaki formül ile ifade edilir. Yani muğlaklık (vagueness) ve kabalık (roughness) sayısal olarak ifade edilebilir.

$$\alpha(x) = \frac{\text{card}(\underline{Bx})}{\text{card}(\overline{Bx})} \quad (3.10)$$

$\text{card}(\underline{Bx})$: Alt yaklaşım kümesi eleman sayısı

$\text{card}(\overline{Bx})$: Üst yaklaşım kümesi eleman sayısı

$$0 < \alpha B(x) \leq 1 \quad (3.11)$$

$\alpha B(x) = 1 \rightarrow$ Kesin (Crisp) Küme

$\alpha B(x) < 1 \rightarrow$ Kaba Küme

Örnek: Tablo 3.5 bilgilerine bakacak olursak;

$$\underline{Bx} = \{x_1\}$$

$$\overline{Bx} = \{x_1, x_3, x_5, x_6\}$$

$$\alpha(x) = \frac{\text{card}(Bx)}{\text{card}(Bx)} \rightarrow \frac{1}{4} \text{ Kaba Küme olduğu kararına varabiliriz.}$$

3.3.6. Özelliklerin Bağımsızlığı

Özellikler kümesinin bağımlı olup olmadığını kontrol etmek için her bir özelliğin bilgi tablosundan sırayla silinmesi ile elde edilen temel setlerin sayısının artması ya da azalmasına bakılır.

$$\text{Ind}(\alpha) = \text{Ind}(\alpha - \alpha_j) \Rightarrow a^j \text{ gereksizdir.}$$

$$\text{Ind}(\alpha) \neq \text{Ind}(\alpha - \alpha_j) \Rightarrow a^j \text{ önemlidir, ihmal edilemez.}$$

Gereksiz olan α özellikleri “D- Superflunus” olarak da adlandırılabilir.

Tablo 3.7: Bağımsızlığı bulunacak olan özellikler tablosu

Özellikler	a1	a2	a3	Setler
x1	2	1	3	Set1
x2	3	2	1	Set2
x3	2	1	3	Set3
x4	2	2	3	Set4
x5	1	1	4	Set5
x6	1	1	2	Set6
x7	3	2	1	Set7
x8	1	1	4	Set8
x9	2	1	3	Set9
x10	3	2	1	Set10

Adım 1: Temel setler bulunur.

Tablo 3.8: Temel setler tablosu

U/A	a1	a2	a3	Setler
x1,x3,x9	2	1	3	Set1
x2,x7,x10	3	2	1	Set2
x4	2	2	3	Set3
x5=x8	1	1	4	Set4
x6	1	1	2	Set5

Adım 2: Özellikler teker teker silinir.

a1 özelliği silinirse;

Tablo 3.9: Örnek çözüm tablosu

	a2	a3	Setler
x1,x3, x9	1	3	Set1
x2,x7, x10	2	1	Set2
x4	2	3	Set3
x5,x8	1	4	Set4
x6	1	2	Set5

$$\text{Ind}(A) \bar{?} \text{Ind}(A - a_1)$$

5=5 olduğundan a₁ gereksizdir, ihmal edilebilir.

a₂ özelliği silinirse;

Tablo 3.10: a₂ özelliği silindiğinde bilgi tablosu

	a1	a2	Setler
x1,x3, x4, x9	2	3	Set1
x2,x7, x10	3	1	Set2
X5, x8	1	4	Set3
X6	1	2	Set4

$$\text{Ind}(A) \bar{?} \text{Ind}(A - a_2)$$

5≠4 olduğundan a₂ önemlidir, ihmal edilemez.

a₃ özelliği silinirse;

Tablo 3.11: a₃ özelliği silindiğinde bilgi tablosu

	A1	A2	Setler
x1,x3, x9	1	3	Set1
x2,x7, x10	2	1	Set2
x4	2	3	Set3
x5,x8	1	4	Set4
x6	1	2	Set5

$$\text{Ind}(A) \bar{?} \text{Ind}(A - a_3)$$

5≠4 olduğundan a₃ önemlidir, ihmal edilemez.

3.3.7. Kaba Küme Üyelik Fonksiyonu

Klasik kümeler teorisinde bir eleman bir kümeyle aittir ya da değildir. Benzer üyelik fonksiyonu bir küme için karakteristiği tanımlar. Yani üyelik fonksiyonu sadece 1 ya da 0 değerlerinden birisini alabilir. Kaba kümelerde ise, üyelik fonksiyonunun gösterilişi

farklıdır. Kaba küme üyelik fonksiyonu x 'in bağlı olduğu $[x]_B$ eşitlik sınıfı ve X kümesi arasındaki göreceli örtüşmenin derecesini ölçer. Aşağıdaki şekilde gösterilir [76].

$$\mu_X^B: U \Leftrightarrow [0,1] \text{ ve } \mu_X^B = \frac{|[x]_B \cap X|}{|[x]_B|} \quad (3.12)$$

Kaba küme üyelik fonksiyonu $\Pr(x \in X|u)$ 'nun frekans tabanlı tahmini olarak açıklanabilir.

Kaba küme teorisi açısından üyelik fonksiyonu farklı özelliklere sahiptir. Bu teoride üyelik fonksiyonu ayrılmazlık ilişkisi ile tarif edilebilir.

Notasyon olarak;

$$\mu_X^B = \frac{|[X] \text{Ind}(B) \cap X|}{|[X] \text{Ind}(B)|} \quad (3.13)$$

Üyelik fonksiyonu $0 \leq \mu^B(x) \leq 1$ aralığında değerler alabilir. Üyelik fonksiyonu yaklaşım kümelerini ve sınır bölgesi kümesini tanımlamak için kullanılır [76].

$$B(x) = \{x \in U, \mu^B(x) = 1\} \quad (3.14)$$

$$\overline{B(x)} = \{x \in U, \mu^B(x) \geq 0\} \quad (3.15)$$

$$\overline{BN(x)} = \{x \in U, \mu^B(x) < 1\} \quad (3.16)$$

Bu tanım da muğlaklık, kesin olmama, belirsizlik kavramları arasında kaba küme açısından sıkı bir ilişki olduğunu göstermektedir. Kaba küme teorisinde muğlaklık kümeleri, belirsizlik ise kümenin elemanlarıyla ilgili kavramlardır [76].

Belirsizlik kavramı hakkında konuşulduğunda yaklaşımlar gereklidir. Fakat kaba üyeliğe ise belirsiz veri olduğunda gereksinim olur.

Yaklaşımlar arka plan bilgileri esasına dayanır. Kavramların görünmeyecek kadar uzakta olan şeylerle ilgili olduğu anlaşılabilir. Bu yüzden yaklaşımları parametreler ile açıklamak gerekmektedir. Çözüm olarak bu tip durumlarda kritik yapıların kavramlaştırılması için kaba kümelerin kullanılması fikri ortaya çıkmıştır.

Bu yüzden kaba kümeler hastalar, olaylar, giderler, trafik kazaları vb. konularda zorluk gibi görülen noktaları açıklığa kavuşturabilir.

3.3.7.1. Örnek Çalışma

Bu çalışmada 10 hastadan alınan “baş ağrısı”, “kas ağrısı”, “ateş” soruları hastaya sorulmuş ve hastanın nezle olup olmadığı kararıyla bir karar tablosu oluşturulmuştur. Bu tablodan yola çıkarak hastalık verilerinden anlamlı bilgiler analiz edilerek bir kaba küme çalışması yapılmıştır [76].

Tablo 3.12: Hastaların nezle olup olmadığını gösteren bilgi tablosu

	a1	a2	a3	d
U	Baş Ağrısı	Kas Ağrısı	Ateş	Nezle mi?
x1	Hayır	Evet	Yüksek	Evet
x2	Evet	Hayır	Yüksek	Evet
x3	Evet	Evet	Çok Yüksek	Evet
x4	Hayır	Evet	Normal	Hayır
x5	Evet	Hayır	Yüksek	Hayır
x6	Hayır	Evet	Çok Yüksek	Evet
x7	Evet	Hayır	Yüksek	Hayır

Alt yaklaşım, üst yaklaşım ve sınır bölgesi kümelerini “Nezle mi?” özelliğinin “evet” değerine göre bulalım.

$$\underline{Bx} = \{x_1, x_2, x_3, x_6\}$$

$$\overline{B(x)} = \{x_1, x_2, x_3, x_5, x_6\}$$

$$BN(x) = \{x_2, x_5\}$$

$$U - BN(x) = \{x_4\}$$

Nezle mi? Sorusunun “Evet” olması durumunda doğruluk değerleri aşağıdaki gibi hesaplanır.

$$\alpha(\text{Nezle mi, Evet}) = \frac{\text{card}(\underline{Bx})}{\text{card}(\overline{Bx})} = \frac{3}{5}$$

Nezle mi sorusunun “Hayır” olması durumunda alt ve üst yaklaşım kümeleri ve sınır bölgesi elemanları hesaplanır.

$$\underline{Bx} = \{x_4\}$$

$$\overline{B(x)} = \{x_2, x_4, x_5\}$$

$$BN(x) = \{x_2, x_5\}$$

$$U - BN(x) = \{x_1, x_3, x_6\}$$

$$\alpha(\text{Nezle mi, Hayır}) = \frac{\text{card}(\underline{\underline{Bx}})}{\text{card}(\underline{\underline{Bx}})} = \frac{1}{3}$$

$$\alpha(\text{Nezle mi, Hayır}) + \alpha(\text{Nezle mi, Evet}) \neq 1$$

$$\frac{3}{5} + \frac{1}{3} = \frac{14}{15} \xrightarrow{\text{1'den çıkarırsak}} 1 - \frac{14}{15} = \frac{1}{15} = 0,06$$

Hasta sınıfının “Evet” olması halinde her hasta için “Evet” sınıfına ait olma derecesini gösteren üyelik değerlerini hesaplayalım.

“Evet” sınıfına ait olan hastalar kümesi $\rightarrow \{x_1, x_2, x_3, x_6\} \cap x_1 = 1$

$$\mu_{\text{Evet}}^B(x_1) = \frac{|(x_1, x_2, x_3, x_6) \cap x_1|}{|x_1|} = 1$$

$$\mu_{\text{Evet}}^B(x_2) = \frac{|(x_1, x_2, x_3, x_6) \cap x_2, x_5|}{|x_2, x_5|} = \frac{1}{2}$$

$$\mu_{\text{Evet}}^B(x_3) = \frac{|(x_1, x_2, x_3, x_6) \cap x_3|}{|x_3|} = \frac{1}{1}$$

$$\mu_{\text{Evet}}^B(x_4) = \frac{|(x_1, x_2, x_3, x_6) \cap x_4|}{|x_4|} = \frac{1}{1}$$

$$\mu_{\text{Evet}}^B(x_5) = \frac{|(x_1, x_2, x_3, x_6) \cap x_2, x_5|}{|x_2, x_5|} = \frac{1}{2}$$

$$\mu_{\text{Evet}}^B(x_6) = \frac{|(x_1, x_2, x_3, x_6) \cap x_6|}{|x_6|} = \frac{1}{1}$$

3.3.8. Fark Edilebilirlik Matrisi ve Fark Edilebilirlik Fonksiyonu

IS=(U,A) gibi bir bilgi sisteminde A fark edilebilirlik matrisi nxn boyutunda simetrik bir matristir. Bu matematiksel olarak;

$$c_{ij} = \{a \in A \mid a(x_i) \neq a(x_j) \forall i, j = 1 \dots n\}$$

Fark edilebilirlik matrisi özelliklerin en küçük alt setlerini(reduct) bulmak için kullanılır. Bu alt setleri bulmak için fark edilebilirlik fonksiyonu(f(A)) oluşturulur. Bu fonksiyon bir Boolean fonksiyonudur. Bu fonksiyon m tane Boolean değişkeninden oluşur. Buradaki değişken sayısı (m) a₁,a₂...a_m bilgi tablosundaki özellik sayısına eşittir.

$$F(a_1, a_2 \dots a_m) = \bigwedge \{x \mid c_{i,j} \mid 1 \leq j \leq i \leq n, c_{i,j} \neq \emptyset\}$$

Bu formüldeki $c_{i,j} = \{a^* \mid a \in c_{i,j}\}$ olarak ifade edilir.

Boolean fonksiyonu $(a_1+a_2\dots +a_m)$ veya $a_1\vee a_2\vee\dots\vee a_m$ biçiminde temsil edilir. Eğer özellikler seti boş ise bu değer Boolean fonksiyonunda “1” (Boolean Sabiti) olarak ele alınır.

Tablo 3.13: Setler halinde ayrılmış örnek çalışma tablosu

U/A	a1	a2	a3	Setler
x1,x3,x9	2	1	3	Set1
x2,x7,x10	3	2	1	Set2
x4	2	2	3	Set3
x5=x8	1	1	4	Set4
x6	1	1	2	Set5

C_{ij} eleman değerini bulmak için i. ve j. Elemanları setlerdeki farklı özellikler setini bulmak gerekir. Set1 ve Set2 a_1, a_2, a_3 özelliklerini kapsamaktadır. Setler arasındaki özelliklerin almış olduğu değerlerin farklı olması durumunda farklı değerlere sahip özellikler fark edilebilirlik matrisinin ilgili hücrelerine yazılır.

Tablo 3.14: Fark edilebilirlik matrisi

Setler/Setler	Set1	Set2	Set3	Set4	Set5
Set1	-	-	-	-	-
Set2	$a_1\vee a_2\vee a_3$	-	-	-	-
Set3	a_2	$a_1\vee a_3$	-	-	-
Set4	$a_1\vee a_3$	$a_1\vee a_2\vee a_3$	$a_1\vee a_2\vee a_3$	-	-
Set5	$a_1\vee a_3$	$a_1\vee a_2\vee a_3$	$a_1\vee a_2\vee a_3$	a_3	-

Her set için fark edilebilirlik fonksiyonu ayrı ayrı aşağıdaki biçimde yazılır.

$$f(A_1) = (a_1\vee a_2\vee a_3)\wedge a_2\wedge (a_1\vee a_3)\wedge (a_1\vee a_3) = (a_1\wedge a_2\vee a_2\vee a_2\wedge a_3) \wedge (a_1\vee a_3)$$

$$f(A_2) = (a_1\vee a_3)\wedge (a_1\vee a_2\vee a_3)\wedge (a_1\vee a_2\vee a_3)$$

$$f(A_3) = (a_1\vee a_2\vee a_3)\wedge (a_1\vee a_2\vee a_3)$$

$$f(A_4) = (a_3)$$

$$f(A) = [(a_1\vee a_2\vee a_3)\wedge a_2\wedge (a_1\vee a_3)\wedge (a_1\vee a_3)][(a_1\vee a_3)\wedge (a_1\vee a_2\vee a_3)\wedge (a_1\vee a_2\vee a_3)] \\ [(a_1\vee a_2\vee a_3)\wedge (a_1\vee a_2\vee a_3)][(a_3)]$$

Birinci temel set için Boolean fonksiyonu şu şekilde hesaplanır.

$$f(A) = (a_2a_3)$$

$\wedge \rightarrow$ Boolean Fonksiyonunda “Ve” Özelliği

$\vee \rightarrow$ Boolean Fonksiyonunda “Veya” Özelliği

Tablodan bilgi kaybı olmadan özellik indirgemesi yapabilmek için $f(A)$ fonksiyonundan yararlanır.

$F(A)$ fonksiyonu gösteriyor ki yalnızca a_2 ve a_3 özellikleri alındığında asıl tablodan bilgi kaybı olmaz.

Tablo 3.15: Özellik indirgemesi yapıldığında oluşan tablo

	a_2	a_3	Setler
x_1, x_3, x_9	1	3	Set1
x_2, x_7, x_{10}	2	1	Set2
x_4	2	3	Set3
x_5, x_8	1	4	Set4
x_6	1	2	Set5

3.3.8.1. Reductların Elde Edilmesi

$F(A)$ fonksiyonu yardımıyla indirgenmiş tablo üzerinde temel setler karşılaştırılarak (fark edilebilirlik matrisi gibi) elde edilen matris üzerinde işlem yapılır.

Tablo 3.16: İndirgenmiş tabloda fark edilebilirlik matrisi

Setler/Setler	Set1	Set2	Set3	Set4	Set5
Set1	-	$a_2 \vee a_3$	a_2	a_3	a_3
Set2	$a_2 \vee a_3$	-	a_3	$a_2 \vee a_3$	$a_2 \vee a_3$
Set3	a_2	a_3	-	$a_2 \vee a_3$	$a_2 \vee a_3$
Set4	a_3	$a_2 \vee a_3$	$a_2 \vee a_3$	-	a_3
Set5	a_3	$a_2 \vee a_3$	$a_2 \vee a_3$	a_3	-

$$\underbrace{\quad\quad\quad}_{F(R_1)} \quad \underbrace{\quad\quad\quad}_{F(R_2)} \quad \underbrace{\quad\quad\quad}_{F(R_3)} \quad \underbrace{\quad\quad\quad}_{F(R_4)} \quad \underbrace{\quad\quad\quad}_{F(R_5)}$$

$$f(R_1) = (a_2 \vee a_3) \wedge a_2 \wedge a_3 \wedge a_3 = a_2 a_3$$

$$f(R_2) = (a_2 \vee a_3) \wedge a_3 \wedge (a_2 \wedge a_3) = a_3$$

$$f(R_3) = a_2 a_3 \wedge (a_2 \vee a_3) \wedge (a_2 \vee a_3) = a_2 a_3$$

$$f(R_4) = a_3 \wedge (a_2 \vee a_3) \wedge (a_2 \vee a_3) = a_3$$

$$f(R_5) = a_3 \wedge (a_2 \vee a_3) \wedge (a_2 \vee a_3) = a_3$$

3.3.8.2. Core'un Elde Edilmesi

Core bütün Reductlarda geçen ortak özelliktir.

3.3.8.3. Karar Kurallarının Elde Edilmesi

Tablo 3.17: Karar kurallarının elde edileceği tablo

Özellikler	a1	a2	a3	d
x1	2	1	3	Evet
x2	3	2	1	Evet
x3	2	1	3	Hayır
x4	2	2	3	Hayır
x5	1	1	4	Hayır
x6	1	1	2	Evet
x7	3	2	1	Evet
x8	1	1	4	Hayır
x9	2	1	3	Hayır
x10	3	2	1	Hayır

Tablo indirgenğinde;

Tablo 3.18: İndirgenmiş tablo

	a2	a3	D
x1,x3, x9	1	3	Evet/Hayır
x2,x7, x10	2	1	Evet
x4	2	3	Hayır
x5,x8	1	4	Hayır
x6	1	2	Evet

Tablo 3.19: Reductlara göre elde edilen karar tablosu

	a2	a3	D
F(R1) → a2 a3	x1,x3, x9	1 3	Evet/Hayır
F(R2) → a2	x2,x7, x10	2 1	Evet
F(R3) → a2 a3	x4	2 3	Hayır
F(R4) → a2	x5,x8	1 4	Hayır
F(R5) → a3	x6	1 2	Evet

3.3.8.4. Karar Kuralları

Kural 1: Eğer $a_2=1$ v $a_3=3$ ise; Sonuç "Evet" veya "Hayır".

Kural 2: Eğer $a_3=1$ ise; Sonuç "Evet"

Kural 3: Eğer $a_2=2$ ve $a_3=3$ ise; Sonuç "Hayır"

Kural 4: Eğer $a_3=4$ ise; Sonuç "Hayır"

Kural 5: Eğer $a_3=2$ ise; Sonuç "Evet"

3.3.9. Sınıflama

$f = \{x_1, x_2, x_3, \dots, x_n\}$ olmak üzere;

$X_i \subseteq U$ nesnelere kümesinin bir alt seti olduğunda f 'teki alt setler kesişmez ve bu alt setlerin girdileri tüm temel setleri ihtiva eder. Yani $f \subseteq U$ 'nun bir sınıflaması, x_i 'ler de sınıflar olarak adlandırılır.

$$\begin{cases} x_i \subseteq U \\ x_i \cap x_j = \emptyset \quad \forall x_i = U \quad \forall i = 1, 2, 3 \dots n \end{cases}$$

$B \subseteq A$ olmak üzere f 'nin alt ve üst yaklaşım kümeleri;

$$\underline{B(F)} = \{B(x_1), B(x_2), B(x_3), \dots, B(x_n)\}$$

$$\overline{B(F)} = \{B(x_1), B(x_2), B(x_3), \dots, B(x_n)\}$$

3.3.9.1. Sınıflama Kalitesi

$$\eta_B f = \frac{\sum_{card B(x_i)} card U}{card U} \quad (3.17)$$

$B \subseteq A$ için f 'nin sınıflama doğruluğu;

$$B_B f = \frac{\sum_{card B(x_i)} card B(x_i)}{card B(x_i)} \quad (3.18)$$

Örnek: Sınıflama kalitesi ve doğruluğunu bulalım.

Tablo 3.20: Sınıflandırma kalitesi ve doğruluğu bulunacak karar tablosu

Özellikler	a1	a2	a3	d
x1	2	1	3	1
x2	3	2	1	3
x3	2	1	3	1
x4	2	2	3	2
x5	1	1	4	2
x6	1	1	2	2
x7	3	2	1	3
x8	1	1	4	3
x9	2	1	3	1
x10	3	2	1	3

Doğruluk değerleri;

$$\text{Sınıf 1} = 1 = \{x_1, x_3, x_9\}$$

$$\text{Sınıf 2} = 2 = \{x_4, x_5, x_6\}$$

$$\text{Sınıf 3} = 3 = \{x_2, x_7, x_8, x_{10}\}$$

Sınıf 1 için; $\underline{B(x)} = \{x_1, x_3, x_9\}$

$$\overline{B(x)} = \{x_1, x_3, x_9\}$$

Sınıf 2 için; $\underline{B(x)} = \{x_4, x_6\}$

$$\overline{B(x)} = \{x_4, x_5, x_6, x_8\}$$

Sınıf 3 için; $\underline{B(x)} = \{x_2, x_7, x_{10}\}$

$$\overline{B(x)} = \{x_2, x_5, x_7, x_8, x_{10}\}$$

Tablo 3.21: Doğruluk değerlerini gösteren tablo

Sınıf No	Nesne Sayısı	Alt Yaklaşım	Üst Yaklaşım	Doğruluk Değeri
1	3	3	3	1
2	3	2	4	0,5
3	4	3	5	0,6

Tablodan da görüleceği üzere Sınıf 1'in elemanları bilgi sisteminde kesin olarak (doğruluk=1) tanımlanabilir. Sınıf 2 0,5, sınıf 3 ise 0,6 doğruluk ile tanımlanabilir.

$$B_{Bf} = \frac{3 + 2 + 3}{3 + 3 + 4} = \frac{8}{11} = 0,67 \xrightarrow{\text{yani}} \text{Yapılan sınıflama \%67 oranında doğrudur.}$$

Sınıflamanın Kalitesi;

$$\eta_{Bf} = \frac{3 + 2 + 3}{3 + 3 + 4} = \frac{8}{10} = 0,80 \xrightarrow{\text{yani}} \text{Yapılan sınıflama \%80 oranında kalitelidir.}$$

Reductlardan bir özelliğin silinmesi durumunda her bir özellik için sınıflama doğruluğu;

Tablo 3.22: Silinen özellikler tablosu

Silinen Özellik			
Sınıf No	Hiçbirisi	A2	A3
1	1	Tanımsız	Tanımsız
2	0,5	0,14	Tanımsız
3	0,6	0,6	Tanımsız

A₃ özelliği Core olup ihmal edilemeyeceğinden tüm sınıflarda tanımsız çıkmıştır.

4. UYGULAMA

Bilgisayar teknolojisinin büyük bir hızla gelişmesi ve uygulama alanlarının artması ile birlikte veri madenciliğinin pratik hayatta karşılaştığımız sorunların çözümü için destek veren kararlarda önemli etkisi bulunmaktadır. Bu noktada veri tabanlarına kaydedilen verilerin gittikçe artması ve okunmasının zorlaşması veri tabanlarından elde edilen bilginin doğruluğunun ve daha az belirsizliğinin sağlanması için çeşitli yaklaşımlar ortaya çıkmıştır. Kaba kümeler teorisi, eksik verilere sahip ve kesin olmayan bilgiler barındıran veri tabanlarından bilgi keşfi için kullanılan yeni matematiksel bir yaklaşımdır. Bu yaklaşım ile gerekli olmayan verilerin indirgenmesi sağlanmış ve aralarında ayırt edilemezlik ilişkisi bulunan verilerin sınıflandırılmasını kolaylaştırılmıştır. Bilgi sistemlerindeki fazla, gereksiz ve muğlak bilgiler içeren özellikler bilgi keşfi sürecinde sıkıntılar yaratmaktadır. Bu nedenle kaba kümeler teorisi çalışmasının ilk adımını fazla ve gereksiz bilgilerin indirgenmesi olarak söyleyebiliriz. Ayrıca kaba kümeler teorisi yaptığımız çalışmada var olan nedenleri aynı anda birden fazla boyutta analiz etmemize imkan vermiştir.

Gerçek dünyadaki veri tabanlarının hepsi büyük kütledeki veri kümelerinden, karışık çeşitte, kesinlik içermeyen ve tamamlanmamış verilerden oluşmaktadır. Bu özellikteki veriler bilgi keşfini zorlaştırmaktadır. Bu uygulamada kullanılacak büyük kütledeki veriler de içerisinde muğlaklık, eksiklik ve veri tipinde çeşitlilik içermektedir.

Bu uygulamada 2011 yılında ABD’de meydana gelen bütün trafik kazaları verileri incelenmiştir. 2011 yılında gerçekleşen 72311 adet trafik kazasında elde edilmiş gerçek veriler bir veri madenciliği uygulaması için ele alınmıştır. Yüksek miktarda veri içeren veri seti olarak tanımlayabileceğimiz ele alınan veri setinin istatistiksel analizi yapılarak verilerin genel okuması gerçekleştirilmiştir. Aynı zamanda veri seti çalışmanın esas konusunu oluşturan kaba kümeler teorisine uygun bir veri seti haline getirebilmek için ön işleme tabi tutulmuştur. Trafik kazalarının oluş nedenlerinin muğlaklık ve belirsizlik içeren veriler ışığında analizi yapılmış olup böylelikle pratik hayatta kullanılabilecek

yararlı bilgiler ve kurallar kaba kümeler teorisinin metodoljisi kullanılarak ortaya çıkarılmıştır. Karar kurallarından elde edilen bilgiler ışığında her bir özellik setinin karar özelliğine etkisi incelenmiş ve çıkan bilgiler yorumlanmıştır. Bilgisayar yazılımı olan ROSE2 programı kaba küme analizleri için ve SPSS programı istatistiksel analiz ve verilerin okunması amacıyla bu uygulamada etkin olarak kullanılmıştır.

Bu uygulamanın amacı trafik kazalarının oluş nedenlerine dair verilerin muğlaklık ve belirsizlik etkilerinin en aza indirilerek okunmasını sağlamaktır. Kaba kümeler teorisi belirsizlik ve kesin olmayan verilerin anlaşılması konusunda bizlere matematiksel bir yöntem sunmaktadır. Kaba kümeler teorisi veri seti içerisindeki benzerlik ve ilişkiler üzerine kurulu olan bağıntıları ortaya çıkarır ve ortaya çıkardığı karar kuralları ile yüksek miktardaki ve karışık yapıdaki veriyi okumamıza yardım eder.

Bu uygulama, büyük kütledeki verilerle inşa edilen bir bilgi sistemini veriler arasında var olan bilgiye zarar vermeden özellikleri azaltarak analiz etmek ve karar kuralları çıkarmak amacıyla yapılmıştır. Bilgisayar yazılımı olarak ROSE2 adlı paket program, bazı trafik kazası niteliklerinin incelenmesi ve karar kurallarının çıkarımları için kullanılmıştır. Bu çalışmada kaba kümeler teorisinin temel kavramları üzerinde durup teorisinin yaklaşımlarını kullanarak karar kuralları çıkarılmakta ve çalışma sonucunda özellikle trafik kazaları ile ilgili yetkililere ve sorumlulara öneriler sunulmaktadır.

4.1. VERİ HAZIRLAMA

Veriler ABD’de gerçekleşen 72311 adet kaza verilerinden oluşmaktadır. Verilerin temini Windows Azure isimli internet sayfası üzerinden gerçekleşmiştir [77]. Uygulamada kullanılacak olan kaza verilerde yer alan özellik tablosu aşağıda verilmiştir.

Tablo 4.1: Girdi deęişkenleri

İsim	Çeşit
Yaş	Harf
Alkol Sonuçları	Harf
Atmosferik Şartlar	Harf
Kaza Tarihi	Zaman
Uyuşturucu Kullanımı	Harf
Kazadaki Kayıp Sayısı	Sayı
Zarar Veren İlk Olay	Harf
Cinsiyet	Harf
ID	Sayı
Yaralanma Şiddeti	Harf
Kişi Tipi	Harf
İrk	Harf
Yol	Harf
Eyalet	Harf

Bu özellik deęerlerin KKT ile işlenebilecek hale getirilebilmesi için şart ve karar deęişkenlerinin belirlenmesi gerekmektedir. Bu aşamada karar özellięi olarak Fatalities_in_crash yani kazadaki kayıp sayısı alınmıştır. Kalan dięer özellikler ise koşul özellięi olarak kullanılacaktır.

Tabloda görülen bazı özelliklerin KKT algoritmasında kaza verisi olarak işlenilmesine gerek olmadığını öngörü ile söyleyebiliriz. Bu özellikler Crash Date yani kaza tarihi, ID yani kaza numarası ve state yani kazanın meydana geldięi eyalettir. Bu özellikler koşul özellięi olarak görülemeyeceęi için çalışmada hariç tutulmuşlardır.

Kaza kayıpları yani karar özellięi verileri hariç dięer tüm verilerin tamamıyla harf karakterlerinden oluşması KKT algoritmasının sürecini zorlaştırmaktadır. Bu nedenle kaza verilerinin sayılaştırılması verilerin ön işleminin önemli bir adımını oluşturmaktadır. Harf karakterleri ile yapılan analizlerde ROSE2 paket programının çalışmasında aksaklıklar olduęu belirlenmiştir. Çalışılan verilerin yüksek miktarda olması ile birlikte harf karakterlerinin de kullanılması paket programı standart bir kişisel bilgisayarda çalışamaz hale getirmektedir. Dolayısıyla sayı karakterlerinin kullanımıyla bu sorun çözülmüştür. Ayrıca sayılar arasında kümelemeler oluşturularak harf karakterlerini simgeleyen sayılar anlamlı hale getirilmiştir. Aşağıdaki Tablo 4.2 verilerin ön işlemden önceki halini göstermektedir.

Tablo 4.2: Orijinal veri yapısının örnek görünümü

	Yaş	Alkol Kullanımı	Atm. Koşul.	Uyuşturucu Kul.	İlk. Zararlı Olay	Cinsiyet	Yaralanma Şiddeti	Irk	Yol Durumu	Eyalet	Kayıp
1	20	0.00	Snow	Not Reported	Motor Vehicle In-Transport	Female	Fatal Injury (K)	White	Rural-Principal Arterial-Other	Wisconsin	1
2	41		Clear	Not Reported	Motor Vehicle In-Transport	Female	No Injury (O)		Rural-Minor Arterial	Pennsylvania	1
3	15		Clear	No	Motor Vehicle In-Transport	Female	Incapacitating Injury (A)		Rural-Principal Arterial-Other	Georgia	2
4	66	0.00	Cloudy	Not Reported	Motor Vehicle In-Transport	Male	No Injury (O)		Rural-Principal Arterial-Other	Missouri	1
5	44		Clear	No	Motor Vehicle In-Transport	Male	Incapacitating Injury (A)	Black	Urban-Minor Arterial	Colorado	1
6	53	0.04	Clear	Unknown	Pedestrian	Male	Fatal Injury (K)	\N	Urban-Principal Arterial-Interstate	Virginia	1
7	79	\N	Unknown	No	Pedal cyclist	Male	Fatal Injury (K)	White	Urban-Other Principal Arterial	Arizona	1
8	43		Clear	Unknown	Motor Vehicle In-Transport	Male	No Injury (O)		Rural-Minor Collector	Arizona	1
9	84		Clear	Unknown	Tree (Standing Only)	Male	Fatal Injury (K)	White	Urban-Other Principal Arterial	Virginia	1
...
...
...
72311	67		Clear	Not Reported	Building	Female	Fatal Injury	White	Urban-Local Road or Street	Texas	1

Daha önce KKT'nin kavramlarının anlatıldığı bölümde de belirtildiği gibi KKT'de bilgi sistemi 2 çeşit özellik değerinden meydana gelmektedir. Bu özellik değerleri şart özellikleri ve karar özellikleridir. Koşul özelliğine ait her bir sütündeki özellikler karar özelliğine etki etmektedir [78]. Bu şart özelliklerinden hangilerinin karar özelliğine etki ettiği ya da ne oranda etki ettiğiyle alakalı sonuç değerler çalışmanın hedefleri arasında yer almaktadır.

Bu çalışmada kazada ölen ya da ölümcül yaralanma sayısını karar özelliği olarak seçilmiştir. Çünkü şart özelliklerinin genel etkisi bu özelliğe yönelik olmaktadır. Diğer özellikler arasındaki özellik tanımlamaları Tablo 4.3'te verilmiştir [79]. Burada karar özelliği olarak seçilecek başka bir koşul özelliği ile de çalışma yapılabilir ve sonuçlar seçilen karar özelliğine göre yeniden şekillendirilebilir.

Tablo 4.3: Özellik tanımlamaları

Özellikler		Değerleri					
Bilgi Sistemi (Koşul özellikleri)	a1	Cinsiyet	Erkek	Kadın			
		Domain	1	2			
	a2	Yaş	Genç (0-25)	Orta (25-50)	Yaşlı (50-50+)		
		Domain	1	2	3		
	a3	İrk	Beyaz	Siyah	Diğer		
		Domain	1	2	3		
	a4	Alkol oranı	0-0,1	0,1-0,2	0,2-0,2+		
		Domain	1	2	3		
	a5	Uyuşturucu Kul.	Evet	Hayır			
		Domain	1	2			
	a6	Hava durumu	Açık	Bulutlu	Yağmurlu	Karlı	Diğer
		Domain	1	2	3	4	5
	a7	İlk zararlı olay	Araç	Yaya	Diğer		
		Domain	1	2	3		
	a8	Yaralanma şid.	Önemli	Yaralanma yok	Mümkün	Bilinmiyot	
		Domain	1	2	3	?	
	a9	Yol durumu	Kentsel	Kırsal			
		Domain	1	2			
Karar Özelliği	d	Kazadaki kayıplar	1	2-3	3-3+		
		Domain	1	2	3		

Bu tablo özellik değerlerinin nümerikleştirilmesi için kullanılacak olup ilerde çıkarılan karar kurallarının okunmasında da kullanılacaktır. Tablo 4.3'teki "Domain" diye

gösterilen sayı karakterleri çalışmanın bundan sonra kullanılacak olan koşul özellikleri için kullanılacaktır. Cinsiyet değişkeninde var olan değerler erkek=1 ve kadın =2 olarak sayısallaştırılmıştır. Yaş özelliğindeki sınıflandırma genç=1, orta yaşlı=2, yaşlı=3 olarak yapılmıştır. Cinsiyet, yaş ve ırk özelliğindeki değerlerle alakalı ABD ulusal istatistik verileri Census isimli internet adresinden anlık olarak çekilerek analizde kullanılmıştır [80]. Alkol oranı 0-0,1 aralığında %28, 0,1-0,2 aralığında %5,43, 0,2 ve daha üzeri aralığında %5,25 oranında bulunmaktadır. Kalan değerler ise boş değerlerdir. Bu nedenle alkol oranları bu oranlar göz önüne alınarak numaralandırılmıştır. Uyuşturucu kullanımı, atmosfer şartları, ilk zararlı olay, yaralanma boyutu ve yol durumu özellikleri harf karakterlerinin yerine numaralar kullanılarak direkt olarak numaralandırılmıştır. Karar özelliği olan kazadaki kayıp sayısı 1, 2 ve 3 sayıları ile numaralandırılarak sınıflandırılmıştır. 1 değeri ile kazadaki kayıpların normal seviyede olduğunu düşünebiliriz. Kazada en fazla 2 ölü olması durumundaki kaza verilerinin sınıfı 1'dir. 2 değeri ise kazadaki ölüm ya da ağır ve acil hasarların 2'den fazla olduğu durumlar için nitelendirilmiştir. Numaralandırma sonucunda ortaya çıkan oranlar aşağıdaki Tablo 4.4'te gösterilmiştir.

Tablo 4.4: Özellik tanımlamalarının yüzdeleri

a1	Oran(%)	a2	Oran(%)	a3	Oran(%)	a4	Oran(%)
1	65,75	1	30,46	1	28,76	1	28,02
2	33,06	2	36,17	2	4,63	2	5,43
?	1,19	3	31,71	3	1,71	3	5,25
		?	1,65	?	64,89	?	61,30
a5	Oran(%)	a6	Oran(%)	a7	Oran(%)	a8	Oran(%)
1	3,45	1	74,91	1	49,03	1	44,71
2	33,19	2	14,01	2	14,20	2	22,92
?	63,35	3	6,90	3	36,71	3	31,60
		4	1,51	?	0,06	?	0,77
		5	1,97				
		?	0,70				
a9	Oran(%)	d	Oran(%)				
1	47,78	1	88,47				
2	51,83	2	11,22				
?	0,39	3	0,31				

Tablo 4.4'ten görülebileceği gibi “?” yani boş olan değerler veri setinin önemli bir sorununu oluşturmaktadır. Tablodaki boş veriler kayıt edici tarafından doldurulmayan ya

da kaza özelliği içerisinde bulunmayan değerler olabilir. Boş verilerin olabildiğince az olması verinin analiz sonuçlarına etki etmektedir. Gerçek veriler çoğu kez üretilen verilerden daha iyi sonuçlar vermektedir. Ancak gerçek hayattaki verilerin her zaman dolu olmasını beklemek mümkün değildir. Özellikle yüksek miktardaki veri içeren kümelerde boş verilerin olması kaçınılmazdır. Bu yüzden boş verileri kayıt esnasında doldurulamaz olması bu verilerin istatistiksel tekniklerle doldurulabilir mi sorusunu ortaya çıkarmaktadır. Bu konuda yapılmış bir çok teknik bulunmaktadır. Bulunan bu teknikleri ikiye ayırmamız mümkündür.

Kaba kümeler teorisinin incelediği hiçbir veri kümesi tam ve eksiksiz değildir. Evrende var olan bilgiler, kesin olmayan bilgiler, eksik bilgiler, belirsiz bilgiler olabilir. Eksik veri kümesini tam veri kümesine dönüştürme veri madenciliğinin alanlarından bir tanesidir. Eksik veriler tam veri kümesine dönüştürülürken aşağıdaki geleneksel yöntemler kullanılabilir [81];

1. Eksik niteliğin en genel nitelik ile değiştirilmesi.
2. Sayısal niteliklerin eksik olanlarının niteliğin ortalama değeri ile değiştirilmesi
3. Olası tüm değerlerin atanması
4. Eksik nitelik içeren durumların ihmal edilmesi
5. Eksik değerlerin özel değerler olarak muhafaza edilmesi

Veri setinin yüksek miktarda veri içermesi ve verilerin birbirinden tamamen bağımsız olmaması temel sorunlardan bir tanesidir. Bu sorunu çözebilmek için yeni sistem boş veri doldurma teknikleri kullanılmalıdır. Geleneksel sistem boş veri doldurma tekniklerine örnek olarak; mod/medyan ile doldurma, ortalama ile doldurma gibi teknikleri verilebilir. Ancak bu geleneksel teknikler ile burada kullanılan veri kümesi kadar yüksek miktarda veri içeren verisetlerini doldurmak anlamlı olmayacaktır. Çünkü veriseti içerisinde %50'nin üzerinde veriler bulunmaktadır. Örneğin a3 özelliği içerisinde boş olan değerler %64 gibi bir oranda bulunmaktadır. Bu ve diğer özelliklerin boş olan hücrelerinin doldurulması SPSS programı yardımıyla EM (Expectation and Maximization) algoritması kullanılmıştır. EM metodu ile özellikler arasındaki örüntüler çıkartılır ve özellikler arasında örüntü bulunması halinde örüntüye uyacak şekilde veri doldurması yapılır. Boş veri doldurmanın en iyi yollarından biri olan beklenti ve maksimizasyon

algoritması boş veriler için kullanılmıştır. EM tekniği SPSS programı ile birlikte çalışabilmektedir. Bu yüzden kullanım kolaylığı sağlamaktadır. EM kısaca standart hatayı göz önüne alarak regresyon analiziyle veri doldurması yapmaktadır [16]. Bu özelliği ile EM tekniğinde verilerin birbirleriyle olan ilişkileri analiz ederek veri doldurması yapılmaktadır.

Veri setinde var olan eksik değerler Tablo 4.5’te görülebilir. “?” işareti gösterilen değerler Tablo 4.5’teki eksik değerleri göstermektedir.

Tablo 4.5: Eksik verilerden oluşan örnek seçilmiş veri tablosu

U	Cins (a1)	Yaş (a2)	İrk (a3)	Uyuş. (a4)	Atm. (a5)	Olay (a6)	Yol (a7)	Yara (a8)	Alk. (a9)	Kayıp (Dec)
x1	2	1	1	?	4	1	2	1	1	1
x2	2	2	?	?	1	1	2	2	?	1
x3	2	1	?	1	1	1	2	3	?	2
x4	1	3	?	?	1	1	2	2	1	1
x5	1	2	?	1	1	1	1	3	?	1
x6	1	3	?	?	1	2	1	1	1	1
x7	1	3	1	1	?	3	1	1	?	1
x8	1	2	?	?	1	1	2	2	?	1
x9	1	3	1	?	1	3	1	1	?	1
x10	2	1	?	?	4	1	2	1	?	2
x11	1	1	?	1	1	1	1	3	?	1
x12	2	2	?	1	1	1	2	3	?	2
x13	1	1	1	?	1	1	2	1	1	1
x14	1	1	?	?	3	1	2	2	?	1
x15	2	2	?	?	1	1	2	3	?	2
x16	1	3	1	1	1	1	2	1	1	1
...
...
...
x72311	1	3	1	?	1	1	2	1	?	2

Örnek veri kümesinden görülebileceği gibi boş veriler oldukça fazladır. Bu kadar boş ve eksik veri ile işlem yapmak KKT algoritmasını çalıştırmak doğru olmayan sonuçlar elde edilmesine neden olacaktır. Tablo 4.5’teki soru işaretleriyle gösterilen boş veriler bilgi sistemindeki ilgili özelliğin bir parçası olarak doldurulmak zorundadır. Özellik içerisinde var olmayan değerlerin boşluklara yerleştirilmemesi gerekmektedir. Örneğin a5

özelliğindeki boş değer {1,3,4,5} kümesinin elemanlarından birisiyle doldurulmalıdır. Bu değerler dışındaki bir değer çalışmanın yanlış şekilde ilerlemesine neden olacaktır.

Verisetindeki tüm özellikler için var olan boş veriler EM tekniği ile doldurulmuştur. Bu iş için SPSS paket programının boş veriler için oluşturulmuş olan “missing value analysis” analizi kullanılmıştır. Bu analiz ile veriler arasında bağıntı ya da örüntü olmadığı anlaşıldıktan sonra regresyon analizi ile boş veriler doldurulmuştur. Tablodaki örnek eksik veri seti için doldurulan örnek veri seti aşağıda Tablo 4.6’da gösterilmiştir.

Tablo 4.6: Eksik verilerden arındırılmış örnek alınmış veri tablosu

	a1	a2	a3	a4	a5	a6	a7	a8	a9	d
x1	2	1	1	1	4	1	2	1	1	1
x2	2	2	2	1	1	1	2	2	3	1
x3	2	1	1	1	1	1	2	3	1	2
x4	1	3	1	1	1	1	2	2	1	1
x5	1	2	1	1	1	1	1	3	1	1
x6	1	3	1	1	1	2	1	1	1	1
x7	1	3	1	1	3	3	1	1	1	1
x8	1	2	1	1	1	1	2	2	3	1
x9	1	3	1	1	1	3	1	1	1	1
x10	2	1	1	1	4	1	2	1	1	2
x11	1	1	1	1	1	1	1	3	1	1
x12	2	2	1	1	1	1	2	3	1	2
x13	1	1	1	1	1	1	2	1	1	1
x14	1	1	2	1	3	1	2	2	3	1
x15	2	2	1	1	1	1	2	3	1	2
x16	1	1	1	1	3	1	1	1	1	1
...
...
...
x72311	1	1	1	1	3	1	1	1	1	2

Tamamlanmış veri seti ile oluşturulan bilgi sisteminin istatistiksel analiziyle verilerin daha kolay okunabilir hale getirilmesi sağlanabilir. Bütün veri madenciliği uygulamaları temelde istatistik tekniklerini kullanılarak yapılır. Veri setinin istatistiksel analiziyle verilere genel bir bakış atılabilir. Bu anlamda her bir özellik için ve karar özelliği için ortalama, medyan, standart hata, standart sapma, basıklık ve sivrilik gibi istatistiksel hesaplamalar SPSS programı yardımıyla yapıp Tablo 4.7’de gösterilmiştir.

4.2. VERİ SETİNİN İSTATİSTİKSEL ANALİZİ

Tablo 4.7: Kullanılan verilerin istatistiksel analizi

	Gen. (a1)	Age (a2)	Race (a3)	Alc. (a4)	Drug. (a5)	Atm (a6)	Eve (a7)	Inj (a8)	Roa (a9)	Dec (d)
Ort.	1,33	2,01	1,71	1,32	1,90	1,41	1,88	1,87	1,52	1,12
Medyan	1	2	1	1	2	1	2	2	2	1
Std. Hata	0,002	0,003	0,03	0,09	0,001	0,003	0,003	0,003	0,002	0,001
Std. Sapma	0,472	0,795	0,844	0,644	0,298	0,842	0,918	0,866	0,500	0,333
Çarpıklık	0,701	-0,022	0,587	1,775	-2,688	2,425	0,246	0,257	-0,081	2,613
Basıklık	-1,509	-1,416	-1,346	1,693	5,225	5,924	-1,769	-1,620	-1,993	5,736

Tablodaki istatistiksel hesaplamalar sayesinde özellik değerlerinin kısa bir istatistiksel analizi yapılmıştır. İstatistiğin önemli değerleri hesaplanarak verilerin daha kolay okunabilir olması sağlanmıştır. Böylece KKT analizi öncesinde verilerin genel yapısı öğrenilmiştir. Bu aşamadan sonra veriler arasındaki ilişki korelasyon analizi ile hesaplanmıştır. Korelasyon matrisi ile hesaplama sonucu Tablo 4.8’de aktarılmıştır. Korelasyon matrisi iki özellik değeri arasındaki doğrusal ilişkinin yönünü ve boyutunu ölçmek için kullanılır [82]. 2 özellik değerleri arasındaki ilişkinin güçlü olması yani korelasyon katsayısının 1 ya da -1 değerine yakın olması bize bu 2 özelliğin birbirine etki ederek geliştiğini gösterir. Bir diğer anlamda bu iki özellik birbirine korelasyon değeri kadar bağımlıdır. Bu analizde Pearson korelasyon sabiti kullanılmış olup önem seviyesi göstergeleri de Tablo 4.8’de gösterilmiştir. Bu tablonun oluşturulması için SPSS paket programından yardım alınmıştır.

4.3. KORELASYON MATRİSİ

Korelasyon, iki özellik değişkeni arasındaki ilişkinin istatistiksel ölçüsü şeklinde tanımlanır [83]. Bir özellik değişkeninin diğer değişkene ne kadar etki ettiğinin bulunması için korelasyon matrisi kullanılır. Bu çalışmada korelasyon ilişkisi saptanarak özellik değerlerinin istatistiksel analizi yapılmıştır. Tablo 4.8’de veriler arasındaki ilişki korelasyon matrisi ile gösterilmiştir. Tablo 4.8’deki en önemli değer olarak Pearson korelasyon sabitidir. Korelasyon analizinin anlamlılık seviyesi %5’tir.

Tablo 4.8: SPSS'den çıkarılan korelasyon analizinin sonuçları

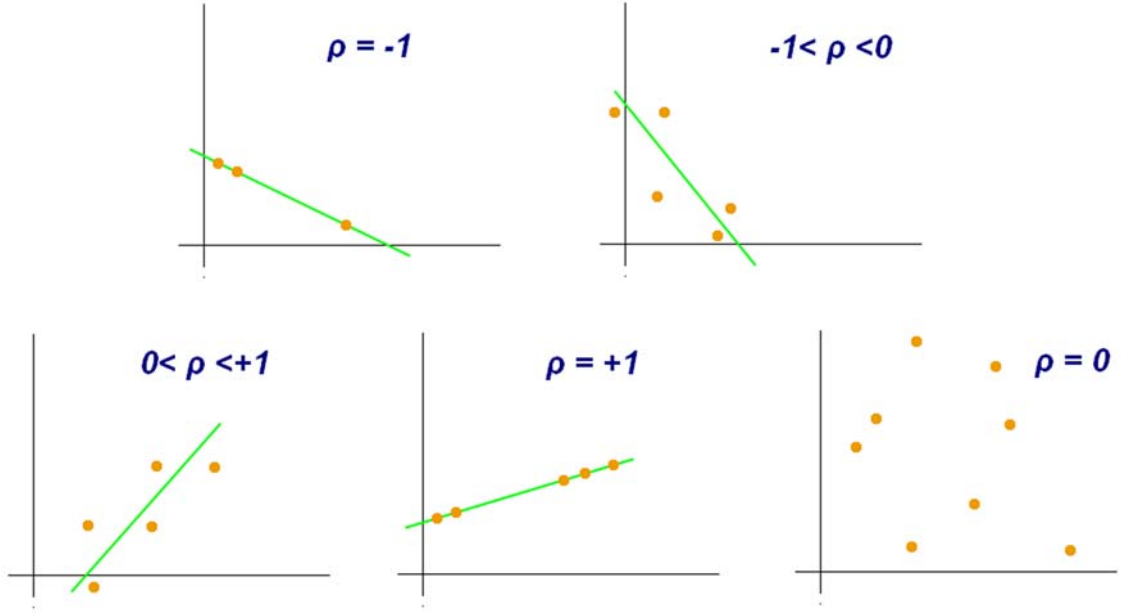
Correlations											
		gen_a1	age_a2	race_a3	alc_a4	drug_a5	atm_a6	eve_a7	inj_a8	road_a9	dec_d
gen_a1	Pearson Correlation	1									
	Sig. (2-tailed)										
	N	72310									
age_a2	Pearson Correlation	-,025**	1								
	Sig. (2-tailed)	,000									
	N	72310	72310								
race_a3	Pearson Correlation	,000	-,067**	1							
	Sig. (2-tailed)	,976	,000								
	N	72310	72310	72310							
alc_a4	Pearson Correlation	-,120**	-,044**	-,141**	1						
	Sig. (2-tailed)	,000	,000	,000							
	N	72310	72310	72310	72310						
drug_a5	Pearson Correlation	,062**	,051**	,120**	-,099**	1					
	Sig. (2-tailed)	,000	,000	,000	,000						
	N	72310	72310	72310	72310	72310					
atm_a6	Pearson Correlation	,012**	,003	-,029**	-,023**	,030**	1				
	Sig. (2-tailed)	,002	,438	,000	,000	,000					
	N	72310	72310	72310	72310	72310	72310	72310			
eve_a7	Pearson Correlation	-,065**	-,090**	-,113**	,246**	-,105**	-,023**	1			
	Sig. (2-tailed)	,000	,000	,000	,000	,000	,000				
	N	72310	72310	72310	72310	72310	72310	72310	72310		
inj_a8	Pearson Correlation	,098**	-,165**	,179**	-,130**	,118**	,023**	-,218**	1		
	Sig. (2-tailed)	,000	,000	,000	,000	,000	,000	,000			
	N	72310	72310	72310	72310	72310	72310	72310	72310	72310	
road_a9	Pearson Correlation	-,008*	-,010**	-,160**	,002	,024**	,047**	,060**	,001	1	
	Sig. (2-tailed)	,036	,006	,000	,518	,000	,000	,000	,818		
	N	72310	72310	72310	72310	72310	72310	72310	72310	72310	72310
dec_d	Pearson Correlation	,038**	-,064**	-,089**	-,017**	-,021**	-,003	-,034**	-,038**	,087**	1
	Sig. (2-tailed)	,000	,000	,000	,000	,000	,439	,000	,000	,000	
	N	72310	72310	72310	72310	72310	72310	72310	72310	72310	72310

** . Correlation is significant at the 0.01 level (2-tailed).

* . Correlation is significant at the 0.05 level (2-tailed).

* . Korelasyon 0.05 seviyesinde anlamlı (çift kuyruk/taf).

Korelasyon matrisinin özellikler arasındaki ilişkiyi gösteren değerleri 1 ile -1 arasında değişmektedir. Pearson sabitinin değeri ile ilgili olarak Şekil 4.1'i incelemek gereklidir. Aşağıdaki Şekil 4.1'de hesaplanan Pearson sabitinin veriler üzerinde nasıl bir dağılıma neden olduğunu gösterilmektedir.



Şekil 4.1: Pearson sabitinin değişim grafikleri

4.4. TRAFİK KAZASI VERİLERİNİN KABA KÜMELER TEORİSİ İLE İNCELENMESİ

KKT uygulamasının girişi olarak evrensel küme belirlenir. Evrensel küme U (Universe) harfiyle gösterilir. Evrensel kümenin elemanlarının neler olduğu yazıldıktan sonra nitelik özelliklerine geçilir. Nitelik kümesi a (attribute) harfiyle gösterilir. Verisetimizin evrensel kümesi ve nitelikler kümesi aşağıdaki gibidir.

Kaba kümeler teorisinin genel kavramları kullanılarak bu bilgi sistemi aşağıdaki şekilde gösterilebilir.

$$U = \{x_1, x_2, x_3, \dots, x_{72311}\}$$

$$A = \{\text{cinsiyet, yaş, ırk, alkol, uyuşturucu, hava durumu, ilk zararlı olay, yaralanma şiddeti, kişi türü, yol durumu}\}$$

Karar özelliği;

$$V_d = \{1, 2, 3\}$$

Bu aşamaya kadar trafik kazası verileri hakkında fikir sahibi olabilmek için çeşitli istatistiksel yöntemler kullanılmıştır. Bu süreçlerin tamamına veri ön işleme adı verilebilir. Verilerin KKT ile işlenebilir hale gelebilmesi için yapılacak istatistik çalışmaları bir önceki bölümde verilmiştir. Bu bölümde KKT'nin temel kavramları ve temel algoritmaları kullanılarak verilerin sınıflandırılması ve elde edilen reduct'lara göre karar kurallarının çıkarılması hedeflenmiştir. Çalışma sonucunda karar kuralları analiz edilerek üzerinde veri okumayı kolaylaştıracak yorumlar geliştirilecektir. Yüksek sayıda ve gerçek veriler ile çalışılması bu çalışmanın avantajlı noktalarındandır.

4.4.1. Sınıflandırmanın Kalitesi

Kaba kümeler teorisi ile yapılacak sınıflandırmanın kalitesi ROSE2 isimli yazılım aracılığıyla ölçülmüş ve Tablo 4.9'a kayıt edilmiştir. Tablodan okunabileceği gibi sınıflandırma kalitesi 0,114'tür.

Tablo 4.9: Sınıflandırma kalitesi

Sınıf	Nesne Sayısı	Üst Yaklaşım	Alt Yaklaşım	Doğruluk
1	63974	8115	72178	0.1124
2	8112	130	64045	0.002
3	224	2	23079	0.0001
Sınıflama Kalitesi	0.1141			

Sınıflandırma kalitesinden sonra elde edilen reduct değerleri Tablo 4.10'da yer almaktadır. Burada tüm özellik değerlerinin reduct olarak işlendiği görülebilir.

Tablo 4.10: Reduct tablosu

No	Reduct	Nesne sayısı
1	a1,a2,a3,a4,a5,a6,a7,a8,a9	9

Core değeri ise reduct değerlerinde geçen ortak özelliklerdir. Core değeri bu tablo için bütün özellikler olacaktır.

4.4.2. Karar Kurallarının Çıkarılması

Uygulama sonucunda 983 kural çıkarılmıştır. Karar kuralları excel dosyası halinde EK-1'de verilmiştir.

Yüksek seviyede kayba neden olacak kural;

rule 524. $A4 = 2$ $A5 = 1$ $A6 = 3$ $A7 = 1$ $A8 = 1$ $A9 = 2$ $Dec = 3$

Kural 524'e göre kazanın yüksek kayıplı olabilmesi için alkol kullanımının 2 seviyesinde olmasıyla birlikte uyuşturucu kullanımının da evet olması durumunda gerçekleşen durumdan bir kural çıkarılmıştır. {23416} no'lu kaza bu kuralı destekleyen bir durumdur.

Karar özelliğini 1 yapan karar kuralları içerisinde a1 özelliğinin geçme miktarı 240 adet olarak hesaplanmıştır. Diğer bütün özelliklerinin karar kurallarına katılım miktarı bize o özelliğin karara etkisini tam olarak göstermez. Her bir özelliğin karar kurallarını etkileme değerini bulabilmek için başka değişkenlerin de olduğu görülmektedir. Önemli bir değişken de karar kurallarının oluşturduğu tablodaki destekleyen durum sayısıdır. ROSE2 paket programının karar kuralları oluşturma fonksiyonundan çıkan bilgilerden birisi de kuralın kaç durum tarafından desteklendiğidir. Bu değeri karar kuralı güç değeri olarak tanımlarsa

Karar kuralı olasılık değeri = Destekleyen Durum Sayısı / Tüm durumların sayısı

formülüyle de matematiksel olarak ifade edilebilir. Bu formülden çıkacak değişken her bir özellik için 2. destek değeri olarak kullanılmıştır. Karar kurallarında var olma sayısı ve karar kuralı olasılık değerleri ile bir özelliğin karar özelliğine ne kadar etki ettiği hesaplanabilir. Burada kullanılan değişkenler artırılarak daha doğru sonuçlar hedeflenebilir. Bu formül ve hesaplamalara göre özellik değerlerinin en son durumda ortaya çıkan tablo Tablo 4.11'deki gibidir.

Tablo 4.11: Etki değerlerinden oluşan tablo

	A1	A2	A3	A4	A5	A6	A7	A8	A9
Dec=1 DDS	240	318	256	279	205	330	288	254	255
Dec=2 DDS	59	74	65	74	58	80	72	76	54
Dec=3 DDS	1	1	1	2	2	2	2	2	2

A1 özellik değerlerinin karar özelliğinin 1 olduğu durumlardaki kararlarda bulunma sayısı 240, A2 özelliğinin 318, a3 256, a4 279, a5 205, a6 330, a7 288, a8 254, a9 255 olarak hesaplanmıştır. Burada en yüksek değer a6'ya ait olduğu görülmektedir. Ancak karar kurallarında var olma sayısı kesin bir yorum yapılmasına imkan tanımaz. Bu yorum için karar kurallarının etki değerine bakılması gerekmektedir. Karar kurallarının etki değerleri ilgili kararda bulunan destekleyen durum sayısı ile orantılıdır. Yani bir kural ne

kadar çok destekleyici duruma sahipse o kadar etkilidir. Etki değerleriyle beraber eklenen tabloyu özelliklerin karar özelliğine ne kadar etki ettiğine dair yorum yapılmasına imkan tanır. Tablo 4.12'deki değerler her bir karar özelliği için veriler arasındaki ilişkinin yüzdesini göstermektedir.

Tablo 4.12: Veriler arasındaki ilişkilerin yüzdeleri

%	a1	a2	a3	a4	a5	a6	a7	a8	a9
Dec=1 için	10,07	13,17	11,15	10,74	7,81	14,20	17,16	8,57	7,12
Dec=2 için	10,61	13,74	12,29	13,18	10,28	14,19	11,84	13,41	0,45
Dec=3 için	7,69	7,69	7,69	15,38	15,38	15,38	15,38	15,38	0,00

Tablo 4.12 her bir karar sınıfı için hangi özelliğin karar kuralında geçtiği sıklığı göstermektedir. Bu sıklık değeri tüm durumlarla oranlanarak üzerinde doğru yorum yapılacak hale getirilmiştir. Bu oran değerinin 0 olması ilgili özelliğin karar özelliğinin üzerinde bir etkisinin olmadığı yorumuna sahiptir. Oranların 100 değerine yakın olması ise özellik değerlerinin karar üzerindeki etki derecesini tanımlar. Daha önce yaptığımız korelasyon analizi sonucunda elde edilen veriler ile karar sınıfına etki eden özelliklerin etki derecesi hesaplanmıştır. Ancak bu etki derecesi sadece karar özelliği ile ilgili özellik değişkeni arasında olduğundan sağlıklı bir analiz sonucunu yansıtmaz. Onun yerine oluşturulan kaba kümeler sonucu çıkan karar kurallarından oluşan değerler her bir özellik değerini diğer özellik değerleri ile mukayese ettiğinden dolayı daha sağlıklı bir sonuca varılmasına neden olmaktadır.

5. TARTIŞMA VE SONUÇ

Günümüzde her şirket birer veri ambarı olarak düşünölmektedir. Verilerine güvenen şirketler, rekabette her zaman öne geçer ve ileride ortaya çıkabilecek risk faktörlerini diğer şirketlere göre daha erkenden keşfetme şansını yakalar. Verilerin elde edilmesi kadar üzerinde doğru yöntemler ile çalışılması da önemlidir. Verilerin incelenmesi noktasında veri madenciliği uygulamaları ön plana çıkmaktadır. Veri madenciliği üretimin her aşamasında olmak üzere üretim yapan sektörlerde ya da insan kaynakları, eğitim, sağlık ve turizm hizmeti sunan sektörlerde etkin olarak kullanılmaktadır. Kaba kümeler teorisi üzerine son yıllarda eksik ve muğlak veriler üzerine önemli çalışmalar yapılmıştır. Kaba kümeler teorisi sonucunda ortaya çıkan karar kuralları düşük sayıda veri içeren veri setleri için okunması ve değerlendirilmesi kolay kurallardır. Ancak gerçek dünyada veri setleri içerisindeki veriler düşük sayıda ve bütün bir şekilde bulunmamaktadır. Veriler arasındaki eksik veriler çalışmanın güvenilirliğini azaltmaktadır. Buna rağmen bu çalışma gerçek veriler üzerinden gerçekleştirilmiştir. Ortaya çıkan sonuçlar istatistiki yöntemler kullanılarak anlamlı ve okunabilir hale getirilmiştir.

Bu tez çalışmasında 2011 yılında ABD'lerinde meydana gelen trafik kazası verilerinin oluş nedenlerine göre sınıflandırılmış, muğlaklık ve bilinmezlik içeren veri seti kullanılarak son yıllarda kullanımı gittikçe artan kaba kümeler teorisi (KKT)'nin işlevselliği incelenmiştir. KKT veri kümesindeki benzerlikler ve ilişkiler üzerine kurulu bir yapıdadır ve karar kuralları ile elde edilen sonuçları bilinmezlikleri ortadan kaldırarak karar vermede insanlara yardımcı olmakta ve bilinmez ilişkiler üzerine matematiksel bir izah sunmaktadır. Trafik kazalarının oluş nedenlerinin muğlaklık ve belirsizlik içeren veriler ışığında analizi yapılmış olup böylelikle pratik hayatta kullanılacak yararlı bilgiler ve kurallar KKT metodoljisi kullanılarak ortaya çıkarılmıştır.

72311 kaza durumunun incelendiği bu çalışmada gerçek verilerden elde edilebilecek en doğru sonuçlar elde edilmeye çalışılmıştır. Çalışma sonucunda elde edilen; Karar

özelliğın 3'e eşit olduđu yani kazadaki kaybın 5 ölümden fazla olduđu durumlarda cinsiyet, ırk ve yaş özelliklerinin diđer 6 deđişkene göre %50 oranında daha az önemli olduđu sonucu, karar deđişkinin 2'e eşit olduđu yani kazada 3-4-5 ölüm ya da yaralı hasarına yol açan durumlarda *a6* özelliğinin yani hava ve iklim durumunun %14,20 oranıyla karar özelliğini en çok etkileyen özellik olduđu sonucu ve kazanın en hafif hasarla atlatıldıđı yani karar özelliğinin 1'e eşit olduđu durumlarda ise *a2*, *a3* ve *a8* yani yaş, atmosfer ve yaralanma özelliklerinin hafif kazada önemli etkisinin olduđu sonucu çalışmamız sonucunda elde edilen karar kurallarından çıkarılmıştır. Bu sonuçlar dışında bakıldığında bu şekilde gerçekleşen bir kaza için; alkol, uyuşturucu kullanımının geçerli olduđu ve genç yaşta sürücünün olduđu hallerin diđer durumlara göre daha fazla önceliğe sahip olduğunu söyleyebiliriz. Ayrıca uç bir örnek olarak bu özellikteki kazalar için *a9* özelliđi yani yolun kırsal ya da kentsel yol olması durumunun hiç etki etmediğini gözlemleyebiliriz. Bu deđerlerin korelasyon analizindeki deđerler ile benzerlik göstermemesi olađandır. Çünkü korelasyon analizinde yapılan çalışmada sadece 2 özellik hesaba katılarak bir analiz oluşturulur. Ancak kaza şart özellikleri birbirine bađlı özelliklerden oluşmaktadır. Yani kazanın meydana gelmesi için 4-5 ve daha fazla özelliğın bir arada bulunması gerekebilir. Bu nedenle çalışmada tüm özellikler arasındaki ilişki hesaba katıldıktan sonra karar özelliđi arasında bir bađıntı kurulmaya çalışılması daha dođru olacaktır.

Kaba kümeler teorisi ile yüksek miktarda veri içeren gerçek veri kümelerindeki uygulamalarda karar kuralları okuması zor olacak sayıda kurallardan oluşur. Karar kurallarının sayısı veri setindeki durum sayısına bir şekilde bađlıdır. Küçük veri kümelerinden daha az karar kuralı çıkarılırken büyük veri kümelerinden yüksek sayıda karar kuralı çıkarılmaktadır. Bu durum karar kuralları üzerinde analiz yapmayı zorlaştırmaktadır. Günümüzde veri kümelerinin ne kadar yüksek veri içerdiđi göz önüne alınırsa karar kuralları arasındaki bu problemin çözülmesi gerektiđi sonucuna varabiliriz. Karar kurallarından belirgin bir şekilde anlaşılamayan ilişki dereceleri bizim önerdiđimiz yöntem ile daha kolay bir şekilde ortaya çıkarılabilir. Ayrıca bu çalışma ile eksik ya da kayıp veriler ile ilgili EM (Expectation-Maximization) metodu kullanılmış ve eksik verilerin yol açtıđı sorunlara meydan verilmemiştir. EM metodu ile bu çalışmada olduđu gibi eksik olan veriler doldurulabilir ve sonuç deđerleri tamamlanmış veri tablosu üzerinden okunabilir. Araştırmacılar eksik verilerini eski geleneksel ve dar kapsamlı

yöntemler yerine EM algoritmasının önerdiği yeni ve geniş kapsamlı yöntemler ile doldurulursa gerçeğe yakın veri doldurmaları gerçekleştirebilirler. Veri kümelerinin eksik olması çalışmanın tamamlanması yönünde bir engel oluşturmamalıdır.

Bu kaba kümeler teorisi uygulamasında karar kuralları oluşturulduktan sonra çalışma devam ettirilmiş ve karar kuralları arasında istatistiki yaklaşımlarla şart özellikleri arasında ilişkiler tespit edilmiştir. Sonuç olarak her bir şart özellik değerinin karar özelliğine ne kadar etki ettiği ortaya konmuştur. Bu yönteme kıyaslama olarak korelasyon analizi örneği çalışılmıştır. Ancak korelasyon analizi sadece 2 özelliğin birbirine göre değişimine bakarak bir sonuç vermektedir. Bu uygulama sonucunda çıkan değerler ise her bir özellik değerini birbiri arasındaki ilişkiyi inceledikten sonra karar özelliğiyle karşılaştırılmıştır. Özelliklerin birbirlerine olan bağımlılıkları ile karar özelliğine olan bağımlılıkları incelendiğinde en doğru ilişki yüzdeleri hesaplanabilir.

Sonuç olarak; kaba kümeler teorisinin yüksek miktarda veri içeren veri setlerinden anlamlı bilgiler çıkarılması için kullanılacak en iyi yöntemlerden birisi olduğu anlaşılmıştır. Diğer geleneksel istatistiksel yöntemler ile kıyasladığında kaba kümeler teorisi veriler arasındaki ilişkilerden yola çıkarak veri sınıflandırması, veri indirgemesi ve veri kümelemesi metotları ile orijinal veriyi bozmadan bilgi çıkarması nedeniyle çok daha avantajlı bir yere sahiptir. Uygulamada kullanılan gerçek hayatta gerçekleşen trafik kazası verileri analiz edilmiştir. Veriler arasında kaba kümeler teorisinde kullanılan bir indirgeme yapıldıktan sonra başarılı bir şekilde karar kuralları elde edilmiştir. Ardından karar kurallarından çıkarılacak istatistiki bilgiler ile veriler arasındaki ilişki saptanmıştır. ROSE2 yazılımı bu analizdeki karar kurallarının çıkarılmasında kullanılmıştır. Karar kurallarının incelenmesiyle kaza oluş nedenlerini inceleyen bir araştırmacı için anlamlı sonuçlar elde edilebilir.

Bu çalışmanın ardından araştırmacılar karar kuralları üzerinde çalışmalar yaparak özellikler arasındaki ilişkileri saptayabilir ve ilişki durumlarını tüm özellikleri hesaba katarak inceleyebilirler. Karar kuralları bizlere özellik bağımlılığı hakkında önemli bilgiler verebilir. Karar kurallarında üretilen yaklaşık kurallar da dâhil edilerek yapılacak olan etki değeri analizi ile özellik değerleri arasındaki ilişkinin matematiksel hesabı güncellenerek yapılabilir. Ayrıca yüksek miktarda veri içeren veri setleri için

uygulanması düşünölen veri madenciliđi uygulamalarından birisinin de kaba kümeler teorisi olabileceđinden yola çıkılarak veriler aralarındaki ilişkiler ile birlikte verilerin aralarındaki karar kuralları da öğrenilebilir. Karar kuralları ile birlikte kullanılan veri ilişkileri yeni yapılacak akademik çalışmalara da ışık tutabilir.

Bu çalışmanın ardından çıkabilecek doktora tezinde karar kurallarını tam anlamıyla temsil kuvvetine sahip bir şekilde ilişki analizini de içeren bir çalışmanın yapılabileceđini ön görüyoruz.

KAYNAKÇA

- [1] A. Kalikov, «Veri Madenciliği ve Bir E-Ticaret Uygulaması, Yüksek Lisans Tezi,» Gazi Üniversitesi, Fen Bilimleri Enstitüsü, 2006.
- [2] O. İnan, *Veri madenciliği*, Konya: Selçuk Üniversitesi, Fen Bilimleri Enstitüsü, 2003.
- [3] B. Thuarisingham, *Web Data Mining and Applications in Business Intelligence and Counter Terrorism*, Boca Raton: CRC Press LLC, 2003.
- [4] S. Savaş, N. Topaloğlu ve M. Yılmaz, « Veri Madenciliği Ve Türkiye'deki Uygulama Örnekleri,» *İstanbul Ticaret Üniversitesi Fen Bilimleri Dergisi*, pp. 1-23, 2011.
- [5] H. Kaya ve K. Köymen, «Veri madenciliği kavramı ve uygulama alanları,» *Doğu Anadolu Bölgesi Araştırmaları*, pp. 159-164, 2008.
- [6] M. Roberti, «RFID Journal Home Linda,» 16 Ekim 2013. [Çevrimiçi]. Available: <http://www.rfidjournal.com/articles/view?926#sthash.aNglf57U.dpuf>.
- [7] Ü. Yarımağan, *Veritabanı Sistemleri*, Ankara: Akademi Yayınevi, 2000.
- [8] P. Adriaans ve D. Zantinge, *Data Mining*, Boston, MA: Addison Wesley Longman Publishing, 1997.
- [9] S. Savaş, N. Topaloğlu ve M. Yılmaz, «veri madenciliği ve türkiye'deki uygulama örnekleri,» *İstanbul Ticaret Üniversitesi Fen Bilimleri Dergisi*, pp. 1-23, 2011.
- [10] D. J. Hand, «Data Mining: Statistics and More?,» *The American Statistician*, cilt 52, pp. 112-118, 1998.
- [11] R. Kitle ve W. Wang, «The Emerging Role of Data Mining,» *Solid State Technology*, cilt 42, no. 11, p. 45, 1998.
- [12] P. Jacobs, «Data Mining: What General Managers Need to Know,» *Harvard Management Update*, cilt 4, no. 10, p. 8, 1999.
- [13] Ş. Doğan ve İ. Türkoğlu, «“Iron-Deficiency Anemia Detection From Hematology Parameters By Using Decision Trees,» *International Journal of Science & Technology*, cilt 3, no. 1, pp. 85-92, 2008.
- [14] E. Alpaydın, «Veri Madenciliği Eğitim Semineri,» İstanbul, 2000.
- [15] B. Oğuz, *Eşleştirme Haznelemesinin Biçimsel Kavram Analizi ile Modellenmesi*, Ankara: Hacettepe Üniversitesi, Bilgisayar Mühendisliği Bölümü, Yüksek Lisans Tezi, 2000.

- [16] U. Fayyad, G. Piatetsky-Shapiro ve P. Smyth, «From Data Mining to Knowledge Discovery in Databases,» 2004. [Çevrimiçi]. Available: <http://www.kdnuggets.com/gpspubs/aimag-kdd-overview-1996-Fayyad.pdf>. [Erişildi: 1 Aralık 2013].
- [17] Z. Tang ve J. MacLennan, *Data Mining With SQL Server*, 2005.
- [18] H. Sever ve B. Oğuz, «Veritabanlarında Bilgi Kesfine Formel Bir Yaklaşım, Kısım 1: Eslestirme Sorguları ve Algoritmalar,» *Information World*, pp. 173-204, 2002.
- [19] J. C. Krzysztof, W. S. R. a. K. W. Pedrycz ve A. Lukasz, *Data Mining Knowledge Discovery Approach*, Eespringer Science Business Media, 2007.
- [20] O. Z. Maimon ve L. Rokach, *Data Mining and Knowledge Discovery Hand-book*, Sprenger science Business Media, 2005.
- [21] A. Baykal, «Veri madenciliği uygulama alanları,» *D.Ü. Ziya Gökalp Eğitim Fakültesi Dergisi*, cilt 7, pp. 95-107, 2006.
- [22] A. S. Albayrak ve Ş. K. Yılmaz, «“Veri Madenciliği: Karar Ağacı Algoritmaları ve IMKB Verileri Üzerine Bir Uygulama,» *Süleyman Demirel University The Journal of Faculty of Economics and Administrative Sciences*, pp. 1-52, 2009.
- [23] K. Thearling, «An Overview of Data Mining Techniques,» 2006. [Çevrimiçi]. Available: <http://www.thearling.com/text/dmtechniques/dmtechniques.htm>. [Erişildi: 2013].
- [24] H. S. Binay, *Yatırım Kararlarında Kaba Küme Yaklaşımı*, Ankara: Doktora Tezi, Ankara Üniversitesi, İşletme, Sosyal Bilimler Enstitüsü, 2002.
- [25] A. C. Rencher, *Methods of Multivariate Analysis*, Wiley, 1995.
- [26] T. Mitchell ve M. Hill, *Machine Learning*, 1997.
- [27] C. Bishop, *Neural Networks for Pattern Recognition*, Oxford Univ. Press, 1996.
- [28] H. Sever ve B. Oğuz, «Veri Tabanlarında Bilgi Keşfine Formel Bir Yaklaşım,» *Bilgi Dünyası*, cilt 3, no. 2, pp. 1-33, 2002.
- [29] J. Han ve Y. v. N. Cercone, *Knowledge discovery in databases: An attribute-oriented approach*, Vancouver: 18th International Conference on Very Large, 1992, pp. 547-559.
- [30] R. Rastogi ve K. Shim, *Scalable algorithms for mining large databases*, ACM Press, 1999, pp. 73-140.
- [31] U. M. Fayyad ve K. B. Irani, *Multi interval discretization of continuous attributes for classification learning*, New York: Morgan Kauffmann Publishers, Inc., 1993, pp. 1022-1027.
- [32] J. R. Quinlan, *The effect of noise on concept learning*, cilt 2, San Mateo: Morgan Kauffmann Inc., 1986, pp. 149-166.
- [33] K. Chan ve A. Wong, «A statistical technique for extracting classificatory knowledge from databases,» *Knowledge discovery in databases içinde*, Cambridge, MA: AAA, 1991, pp. 107-123.

- [34] J. W. Grzymala-Busse, *On the unknown attribute values in learning from*, New York: Springer-Verlag., 1991, pp. 368-377.
- [35] D. Grzymala-Busse ve J. W. Grzymala-Busse, *Comparison of machine*, Banff, 1993, pp. 297-306.
- [36] T. Luba ve R. Lasocki, *On unknown attribute values in functional*, San Jose: The Society for Computer Simulation., 1994, pp. 490-497.
- [37] B. Thiesson, *Accelerated quantification of Bayesian networks with*, Montreal: AAAI Press, 1995, pp. 306-311.
- [38] G. Piatetsky-Shapiro, *Discovery, analysis, and presentation of strong*, Cambridge, MA: AAAI/MIT Press, 1991, pp. 229-238.
- [39] M. R. Tolun, H. Sever ve M. Uludağ, *Improved rule discovery*, Melbourne: Springer, 1998, pp. 310-321.
- [40] S. K. Choubey, J. S. Deogun, V. V. Raghavan ve H. Sever, *A comparison of feature selection algorithms in the context of rough classifiers*, cilt 2, New Orleans: IEEE Computer Society Press, 1996, pp. 1122-1128.
- [41] Z. Pawlak, L. Slowinski ve R. Slowinski, «Rough classification of patients after highly selective vagotomy for duodenal ulcer,» *International Journal of Man-Machine Studies*, cilt 24, pp. 413-433, 1986.
- [42] P. Baim, «A method for attribute selection in inductive learning systems,» *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, cilt 10, no. 4, pp. 888-896, 1988.
- [43] H. Almuallim ve T. Dietterich, *Learning with many irrelevant features*, Menlo Park: AAAI Press, 1991, pp. 547-552.
- [44] K. Kira ve L. Rendell, *The feature selection problem: Traditional methods and a new algorithm*, Cambridge: AAAI/MIT Press, 1992, pp. 129-134.
- [45] J. Deogun, V. V. Raghavan ve H. Sever, *Exploiting upper approximations in the rough set methodology*, Montreal: AAAI Press, 1995, pp. 69-74.
- [46] G. Hulten, L. Spencer ve P. Domingos, *Mining time-changing data streams*, San Fransisco: ACM Press., 2001, pp. 97-106.
- [47] N. W. Paton ve O. Diaz, «Active database systems,» *Computing Surveys*, cilt 31, no. 1, pp. 63-103, 1999.
- [48] J. Y. Ching, A. K. C. Wong ve K. C. C. Chan, «Class-dependent discretization for inductive learning from continuous and mixed mode data,» *IEEE Transactions on Knowledge and Data Engineering*, cilt 17, no. 7, pp. 641-651, 1995.
- [49] L. A. Zadeh, «Fuzzy sets,» *Information Control*, pp. 338-353, 1965.
- [50] Z. Pawlak, «Classification of Objects by Means of Attributes,» Polish Academy of Sciences, Warsaw, 1981.
- [51] Z. Pawlak, «Rough sets,» *International Journal of Computer and Information Sciences*, cilt 11, pp. 341-356, 1982.

- [52] Z. Pawlak, «Rough Set Approach to Knowledge-Based Decision Support,» *European Journal of Operational Research*, cilt 99, pp. 48-57, 1997.
- [53] Z. Pawlak ve A. Skowron, «Rudiments of rough sets,» *Information Sciences*, cilt 177, pp. 3-27, 2007.
- [54] K. Cios, W. Pedrycz ve R. Swiniarski, *Data Mining Methods for Knowledge Discovery*, Norwell: Kluwer, 1998.
- [55] S. Demri ve E. Orłowska, *Incomplete Information: Structure, Inference, Complexity*, Monographs in Theoretical Computer Science, Heidelberg: Springer-Verlag, 2002.
- [56] Dunin-Ke, A. Jankowski, A. Skowron ve M. Szczuka, *Monitoring, Security, and Rescue Tasks in Multiagent Systems (MSRAS'2004)*, Heidelberg: Advances in Soft Computing, Springer, 2004.
- [57] G. G. I. Duntsch, *Rough Set Data Analysis: A Road to Non-invasive Knowledge Discovery*, Bangor, UK: Methodos Publishers, 2000.
- [58] J. Grzymała-Busse, *Managing Uncertainty in Expert Systems*, Norwell, MA: Kluwer Academic Publishers, 1990.
- [59] M. Inuiguchi, S. Hirano ve S. Tsumoto, *Rough Set Theory and Granular Computing*, Studies in Fuzziness and Soft Computing, 125 dü., Heidelberg: Springer-Verlag, 2003.
- [60] B. Kostek, *Soft Computing in Acoustics, Applications of Neural Networks, Fuzzy Logic and Rough Sets to Physical Acoustics*, Studies in Fuzziness and Soft Computing, 31 dü., Heidelberg: Physica-Verlag, 1999.
- [61] X. Yin, Z. Zhou, N. Li ve S. Chen, *An Approach for Data Filtering Based on*, X. S. Wang, G. Lu ve H. Lu, Dü., Berlin: Springer-Verlag, 2001, pp. 367-374.
- [62] X. Pan, S. Q. Zhang, H. Q. Zhang, X. D. Na ve X. F. Li, *A variable precision rough set approach to the remote sensing land use/cover classification*, 36 dü., Geosci: Comput, 2010, pp. 1466-1473.
- [63] Y. F. T. M. J. W. W. Leung, «A rough set approach to the discovery of classification rules in spatial data,» *Int. J. Geogr. Inf. Sci.*, cilt 21, pp. 1033-1058, 2007.
- [64] K. J. P. P. A. K. M. Thangavel, «Effective classification with improved quick reduct for medical database using rough system,» *Bioinforma. Med. Eng.*, cilt 5, pp. 7-14, 2005.
- [65] F. Tay ve L. Shen, «Fault diagnosis based on rough set theory,» *Eng. Appl. Artif. Intell.*, cilt 16, pp. 39-43, 2003.
- [66] C. H. Aldridge, *Discerning Landslide Hazard Using a Rough Set Based Geographic Knowledge Discovery Methodology*, P. Whigham, Dü., Otago: Citeseer, 1999, pp. 251-266.
- [67] b. R. N. Ling Peng a, B. Huang, X. Wu, Y. Zhao ve R. Ye, «Landslide susceptibility mapping based on rough set theory and support vector machines: A case of the Three Gorges area, China,» *Geomorphology*, cilt 204, pp. 287-301, 2014.

- [68] J. Komorowski, L. Polkowski ve A. Skowron, *Rough Sets: A Tutorial*, 9 dü., Singapur: Springer-Verlag, 1998.
- [69] K. S. R. S. I. J. Stefanowski, *Supporting of therapeutic decisions based on the rough sets theory.*, Wrocław, Wrocław: Wydawnictwo Politechniki Wrocławskiej, 1991, pp. 249-255.
- [70] J. G. I.-B. S. S. A. B. L. Woolery, «The use of machine learning program LERSLB in knowledge acquisition for expert system development,» *Computers and Nursing*, cilt 9, pp. 227-234, 1991.
- [71] G. I. Peterson, «Rough classification of pneumonia patients using a clinical database,» *Ziarko*, cilt 550, pp. 412-419, 1994.
- [72] J. W. Grzymala-Busse, «Managing Uncertainty in Expert Systems,» Boston, London, 1991.
- [73] Z. Pawlak, «Rough Sets and Intelligent Data Analysis,» *Information Sciences*, cilt 147, no. 1, pp. 1-12, 2002a.
- [74] M. Bal, «Rough Sets Theory as Symbolic Data Mining Method: An Application on Complete Decision Table,» *Information Science Letters*, cilt 2, no. 1, pp. 35-47, 2013.
- [75] B. Walczak ve D. Massart, «Rough sets theory,» *Chemometrics and Intelligent Laboratory Systems*, cilt 47, pp. 1-16, 1999.
- [76] Z. Pawlak, «Rough Set Approach to Knowledge-Based Decison Support,» Jarusalem, Israel, 1995.
- [77] «USA 2011 Car crash data-CarCras,» Census, 2011. [Çevrimiçi]. Available: <http://www.census.gov/compendia/statab/cats/transportation.html>. [Erişildi: 05 05 2014].
- [78] Z. PAWLAK, «ROUGH SET THEORY AND ITS APPLICATIONS TO DATA ANALYSIS,» *Cybernetics and Systems: An International Journal*, cilt 29, no. 7, pp. 661-688, 1998.
- [79] C. Erden ve F. Tüysüz, «An application of Rough Sets Theory on Traffic Accidents,» *Engineering and Applied Sciences Optimization (OPT-i)*, Kos Island, 2014.
- [80] «Census Population Map,» 2010. [Çevrimiçi]. Available: <http://www.census.gov/2010census/popmap/>. [Erişildi: 05 05 2014].
- [81] E. Sezgin ve Y. Çelik, «Veri Madenciliğinde Kayıp Veriler İçin Kullanılan Yöntemlerin Karşılaştırılması,» *XIV. Akademik Bilişim Konferansı*, Uşak, 2012.
- [82] «Correlation Matrix,» 2014. [Çevrimiçi]. Available: http://www.statistics.com/glossary&term_id=310. [Erişildi: 05 05 2014].
- [83] «Investopedia,» Investopedia, 2006. [Çevrimiçi]. Available: <http://www.investopedia.com/articles/forex/05/051905.asp>. [Erişildi: 06 05 2014].

EKLER

5.1. EK-1. Karar Kuralları

rule 1.	A1 = 2	A2 = 3	A3 = 3	A7 = 2	A9 = 1	Dec = 1			
rule 2.	A6 = 3	A7 = 2	Dec = 1						
rule 3.	A2 = 3	A3 = 2	A5 = 2	A6 = 1	A7 = 2	A9 = 1	Dec = 1		
rule 4.	A2 = 2	A3 = 3	A4 = 2	A5 = 2	A7 = 2	Dec = 1			
rule 5.	A2 = 3	A3 = 3	A6 = 2	A7 = 2	Dec = 1				
rule 6.	A3 = 3	A4 = 3	A6 = 1	A7 = 2	Dec = 1				
rule 7.	A1 = 1	A2 = 3	A4 = 2	A7 = 2	A9 = 1	Dec = 1			
rule 8.	A2 = 3	A6 = 3	A7 = 1	A8 = 2	A9 = 1	Dec = 1			
rule 9.	A1 = 1	A2 = 2	A6 = 2	A7 = 2	A8 = 1	Dec = 1			
rule 10.	A3 = 1	A4 = 1	A5 = 2	A7 = 2	A8 = 3	A9 = 1	Dec = 1		
rule 11.	A2 = 2	A5 = 2	A6 = 2	A7 = 3	A8 = 2	A9 = 2	Dec = 1		
rule 12.	A1 = 1	A2 = 1	A4 = 1	A6 = 3	A8 = 2	A9 = 2	Dec = 1		
rule 13.	A1 = 1	A4 = 3	A6 = 2	A7 = 2	A8 = 1	Dec = 1			
rule 14.	A1 = 2	A2 = 3	A4 = 1	A6 = 3	A8 = 3	A9 = 1	Dec = 1		
rule 15.	A1 = 1	A3 = 2	A4 = 3	A5 = 2	A7 = 2	A8 = 1	A9 = 1	Dec = 1	
rule 16.	A3 = 3	A6 = 2	A7 = 2	A9 = 2	Dec = 1				
rule 17.	A2 = 1	A4 = 2	A7 = 3	A8 = 2	A9 = 1	Dec = 1			
rule 18.	A1 = 1	A2 = 3	A6 = 2	A7 = 3	A8 = 2	A9 = 2	Dec = 1		
rule 19.	A3 = 3	A6 = 5	A7 = 1	A9 = 1	Dec = 1				
rule 20.	A2 = 3	A4 = 3	A7 = 2	A9 = 2	Dec = 1				
rule 21.	A1 = 2	A3 = 3	A6 = 2	A7 = 2	Dec = 1				
rule 22.	A1 = 1	A2 = 1	A3 = 1	A4 = 2	A6 = 3	A7 = 3	A8 = 3	Dec = 1	
rule 23.	A1 = 1	A2 = 3	A3 = 1	A6 = 4	A8 = 1	A9 = 1	Dec = 1		
rule 24.	A2 = 2	A3 = 2	A6 = 4	A7 = 1	A9 = 2	Dec = 1			
rule 25.	A2 = 3	A3 = 2	A6 = 2	A7 = 3	A8 = 3	A9 = 2	Dec = 1		
rule 26.	A1 = 1	A2 = 2	A3 = 2	A4 = 2	A5 = 2	A6 = 1	A7 = 1	A8 = 1	Dec = 1
rule 27.	A2 = 3	A6 = 3	A7 = 3	A8 = 2	A9 = 2	Dec = 1			
rule 28.	A1 = 1	A3 = 2	A4 = 3	A5 = 2	A6 = 2	A8 = 1	A9 = 1	Dec = 1	
rule 29.	A2 = 1	A4 = 2	A5 = 2	A6 = 1	A7 = 2	A9 = 2	Dec = 1		

rule 30.	A2 = 2	A3 = 2	A4 = 2	A7 = 2	Dec = 1				
rule 31.	A1 = 1	A2 = 1	A5 = 2	A6 = 3	A7 = 3	A8 = 2	Dec = 1		
rule 32.	A1 = 2	A2 = 1	A7 = 2	A8 = 3	Dec = 1				
rule 33.	A2 = 2	A4 = 3	A5 = 2	A7 = 3	A8 = 2	A9 = 2	Dec = 1		
rule 34.	A1 = 1	A2 = 3	A4 = 3	A6 = 3	A9 = 1	Dec = 1			
rule 35.	A1 = 1	A2 = 2	A3 = 1	A4 = 2	A6 = 2	A7 = 1	A8 = 3	A9 = 2	Dec = 1
rule 36.	A6 = 5	A7 = 2	Dec = 1						
rule 37.	A1 = 2	A2 = 2	A3 = 3	A6 = 3	A9 = 1	Dec = 1			
rule 38.	A1 = 2	A2 = 1	A6 = 2	A7 = 3	A8 = 2	A9 = 2	Dec = 1		
rule 39.	A3 = 3	A4 = 2	A6 = 2	A7 = 3	A8 = 1	A9 = 2	Dec = 1		
rule 40.	A1 = 1	A2 = 3	A3 = 2	A4 = 1	A5 = 2	A6 = 2	A7 = 3	A9 = 2	Dec = 1
rule 41.	A2 = 3	A4 = 2	A7 = 3	A8 = 2	A9 = 1	Dec = 1			
rule 42.	A1 = 2	A2 = 1	A3 = 1	A4 = 1	A6 = 3	A7 = 3	A8 = 3	A9 = 2	Dec = 1
rule 43.	A1 = 2	A2 = 2	A3 = 1	A4 = 3	A5 = 2	A6 = 1	A8 = 3	A9 = 1	Dec = 1
rule 44.	A1 = 1	A2 = 3	A3 = 1	A4 = 3	A6 = 2	A8 = 3	Dec = 1		
rule 45.	A2 = 2	A3 = 3	A4 = 2	A5 = 2	A7 = 3	A8 = 1	A9 = 1	Dec = 1	
rule 46.	A2 = 2	A3 = 1	A4 = 1	A7 = 2	A9 = 2	Dec = 1			
rule 47.	A1 = 1	A2 = 2	A5 = 1	A8 = 2	A9 = 1	Dec = 1			
rule 48.	A2 = 3	A6 = 5	A7 = 3	A8 = 1	A9 = 1	Dec = 1			
rule 49.	A2 = 3	A4 = 1	A6 = 3	A7 = 3	A8 = 3	A9 = 2	Dec = 1		
rule 50.	A1 = 2	A2 = 2	A3 = 1	A6 = 4	A9 = 1	Dec = 1			
rule 51.	A2 = 2	A3 = 2	A4 = 2	A6 = 2	A7 = 3	A8 = 3	Dec = 1		
rule 52.	A2 = 2	A6 = 4	A7 = 3	A9 = 1	Dec = 1				
rule 53.	A1 = 1	A4 = 2	A6 = 2	A7 = 1	A8 = 2	Dec = 1			
rule 54.	A1 = 2	A3 = 2	A4 = 1	A6 = 2	A7 = 2	Dec = 1			
rule 55.	A1 = 2	A3 = 1	A4 = 2	A6 = 2	A7 = 3	A8 = 3	A9 = 2	Dec = 1	
rule 56.	A1 = 1	A2 = 3	A4 = 3	A6 = 3	A7 = 1	Dec = 1			
rule 57.	A1 = 2	A2 = 2	A3 = 1	A4 = 3	A5 = 2	A6 = 2	A8 = 1	A9 = 1	Dec = 1
rule 58.	A1 = 1	A2 = 2	A3 = 1	A4 = 1	A5 = 1	A6 = 2	A7 = 3	A9 = 1	Dec = 1
rule 59.	A1 = 1	A2 = 2	A3 = 2	A7 = 2	A9 = 2	Dec = 1			
rule 60.	A4 = 2	A6 = 3	A7 = 3	A8 = 3	A9 = 1	Dec = 1			
rule 61.	A1 = 2	A3 = 1	A5 = 2	A6 = 5	A7 = 3	A8 = 3	Dec = 1		
rule 62.	A2 = 3	A3 = 1	A4 = 3	A5 = 1	A7 = 2	Dec = 1			
rule 63.	A1 = 1	A2 = 2	A6 = 4	A8 = 3	A9 = 1	Dec = 1			
rule 64.	A2 = 3	A4 = 3	A6 = 4	Dec = 1					
rule 65.	A1 = 2	A2 = 3	A3 = 2	A4 = 3	A5 = 2	A7 = 1	A8 = 3	Dec = 1	

rule 66.	A1 = 1	A2 = 2	A3 = 2	A5 = 1	A7 = 2	Dec = 1				
rule 67.	A2 = 1	A3 = 2	A4 = 2	A6 = 2	A7 = 1	A9 = 2	Dec = 1			
rule 68.	A1 = 2	A2 = 1	A3 = 1	A4 = 2	A5 = 2	A7 = 2	Dec = 1			
rule 69.	A2 = 1	A6 = 4	A8 = 2	A9 = 1	Dec = 1					
rule 70.	A2 = 3	A4 = 2	A5 = 1	A6 = 1	A7 = 3	A8 = 1	A9 = 2	Dec = 1		
rule 71.	A1 = 2	A2 = 1	A3 = 1	A4 = 2	A6 = 2	A7 = 1	A9 = 1	Dec = 1		
rule 72.	A2 = 1	A3 = 1	A4 = 3	A5 = 2	A6 = 5	A9 = 2	Dec = 1			
rule 73.	A1 = 1	A2 = 2	A3 = 2	A4 = 3	A7 = 2	Dec = 1				
rule 74.	A1 = 2	A2 = 2	A3 = 1	A4 = 2	A6 = 2	A7 = 3	A9 = 2	Dec = 1		
rule 75.	A1 = 2	A4 = 3	A6 = 1	A7 = 2	A9 = 1	Dec = 1				
rule 76.	A2 = 1	A4 = 3	A7 = 3	A8 = 2	A9 = 1	Dec = 1				
rule 77.	A1 = 1	A2 = 3	A3 = 2	A4 = 3	A6 = 1	A7 = 1	A9 = 2	Dec = 1		
rule 78.	A1 = 2	A2 = 3	A4 = 1	A6 = 5	A7 = 3	A8 = 1	Dec = 1			
rule 79.	A2 = 1	A5 = 2	A6 = 2	A7 = 2	A9 = 1	Dec = 1				
rule 80.	A1 = 1	A2 = 2	A3 = 3	A4 = 1	A6 = 2	A7 = 1	A8 = 1	A9 = 2	Dec = 1	
rule 81.	A2 = 3	A4 = 3	A5 = 1	A6 = 2	A7 = 3	Dec = 1				
rule 82.	A1 = 2	A6 = 4	A8 = 2	A9 = 2	Dec = 1					
rule 83.	A1 = 1	A2 = 2	A3 = 2	A4 = 3	A6 = 2	A7 = 3	A8 = 1	Dec = 1		
rule 84.	A1 = 1	A2 = 1	A3 = 1	A4 = 2	A5 = 1	A6 = 2	A7 = 3	A8 = 1	A9 = 2	Dec = 1
rule 85.	A1 = 2	A2 = 1	A3 = 2	A5 = 2	A6 = 3	A7 = 1	A8 = 1	A9 = 1	Dec = 1	
rule 86.	A2 = 1	A3 = 3	A6 = 5	A7 = 1	Dec = 1					
rule 87.	A1 = 2	A2 = 3	A3 = 1	A6 = 2	A7 = 3	A8 = 3	A9 = 1	Dec = 1		
rule 88.	A3 = 3	A4 = 2	A7 = 2	A9 = 2	Dec = 1					
rule 89.	A1 = 2	A2 = 1	A3 = 2	A4 = 3	A7 = 1	A9 = 1	Dec = 1			
rule 90.	A2 = 3	A3 = 2	A5 = 2	A6 = 3	A7 = 3	A8 = 3	Dec = 1			
rule 91.	A1 = 1	A2 = 3	A3 = 1	A5 = 1	A6 = 3	A8 = 1	A9 = 2	Dec = 1		
rule 92.	A1 = 2	A2 = 1	A3 = 2	A6 = 3	A7 = 3	A8 = 1	A9 = 2	Dec = 1		
rule 93.	A1 = 2	A2 = 2	A6 = 5	A8 = 1	A9 = 1	Dec = 1				
rule 94.	A1 = 1	A3 = 1	A4 = 2	A5 = 1	A7 = 2	A9 = 1	Dec = 1			
rule 95.	A1 = 1	A2 = 2	A3 = 1	A6 = 5	A8 = 3	A9 = 1	Dec = 1			
rule 96.	A3 = 3	A7 = 2	A8 = 1	A9 = 2	Dec = 1					
rule 97.	A1 = 2	A2 = 2	A4 = 2	A6 = 1	A7 = 1	A8 = 2	A9 = 1	Dec = 1		
rule 98.	A3 = 3	A4 = 3	A6 = 2	A7 = 3	A9 = 1	Dec = 1				
rule 99.	A2 = 2	A4 = 1	A5 = 1	A6 = 2	A7 = 1	A8 = 3	A9 = 2	Dec = 1		
rule 100.	A1 = 2	A4 = 2	A6 = 1	A7 = 2	A9 = 2	Dec = 1				
rule 101.	A2 = 1	A3 = 1	A4 = 2	A5 = 2	A6 = 5	A7 = 3	Dec = 1			

rule 102.	A2 = 3	A5 = 1	A6 = 2	A7 = 3	A9 = 1	Dec = 1			
rule 103.	A1 = 1	A2 = 3	A3 = 2	A4 = 3	A6 = 1	A7 = 3	A8 = 3	A9 = 1	Dec = 1
rule 104.	A1 = 2	A2 = 2	A6 = 3	A7 = 3	A8 = 3	A9 = 1	Dec = 1		
rule 105.	A2 = 2	A3 = 2	A4 = 2	A5 = 1	A7 = 3	A8 = 3	A9 = 2	Dec = 1	
rule 106.	A1 = 2	A2 = 3	A3 = 2	A6 = 3	A7 = 3	A9 = 2	Dec = 1		
rule 107.	A1 = 1	A2 = 1	A3 = 2	A4 = 2	A6 = 3	A7 = 1	A8 = 3	Dec = 1	
rule 108.	A1 = 2	A2 = 2	A3 = 2	A6 = 5	A7 = 1	A9 = 2	Dec = 1		
rule 109.	A2 = 2	A3 = 3	A6 = 5	A7 = 3	A9 = 2	Dec = 1			
rule 110.	A2 = 2	A4 = 3	A5 = 2	A6 = 3	A7 = 1	A9 = 1	Dec = 1		
rule 111.	A2 = 3	A3 = 3	A5 = 1	A7 = 2	A9 = 1	Dec = 1			
rule 112.	A1 = 2	A2 = 2	A4 = 3	A6 = 3	A8 = 1	A9 = 2	Dec = 1		
rule 113.	A1 = 1	A2 = 3	A3 = 2	A6 = 5	A7 = 1	A8 = 3	Dec = 1		
rule 114.	A1 = 2	A3 = 1	A6 = 4	A8 = 3	A9 = 1	Dec = 1			
rule 115.	A2 = 2	A5 = 1	A7 = 2	A9 = 2	Dec = 1				
rule 116.	A4 = 2	A6 = 5	A7 = 1	A8 = 3	Dec = 1				
rule 117.	A1 = 1	A2 = 2	A3 = 2	A4 = 2	A5 = 2	A6 = 2	A7 = 3	A9 = 2	Dec = 1
rule 118.	A1 = 2	A3 = 1	A4 = 1	A5 = 1	A7 = 2	Dec = 1			
rule 119.	A3 = 2	A5 = 2	A6 = 5	A7 = 3	A8 = 1	Dec = 1			
rule 120.	A1 = 2	A2 = 3	A3 = 2	A6 = 3	A7 = 1	A9 = 1	Dec = 1		
rule 121.	A1 = 2	A2 = 1	A4 = 1	A6 = 2	A7 = 2	Dec = 1			
rule 122.	A2 = 3	A3 = 3	A4 = 3	A8 = 1	A9 = 1	Dec = 1			
rule 123.	A5 = 1	A6 = 1	A7 = 3	A8 = 2	A9 = 1	Dec = 1			
rule 124.	A1 = 2	A3 = 1	A4 = 3	A6 = 2	A7 = 1	A8 = 3	Dec = 1		
rule 125.	A2 = 1	A4 = 3	A7 = 1	A8 = 2	A9 = 2	Dec = 1			
rule 126.	A1 = 1	A2 = 2	A3 = 3	A6 = 4	A9 = 1	Dec = 1			
rule 127.	A1 = 2	A2 = 1	A3 = 2	A4 = 3	A6 = 1	A8 = 1	A9 = 1	Dec = 1	
rule 128.	A1 = 2	A2 = 3	A5 = 2	A7 = 2	A8 = 3	Dec = 1			
rule 129.	A2 = 3	A4 = 1	A5 = 1	A7 = 2	A8 = 1	A9 = 2	Dec = 1		
rule 130.	A1 = 1	A2 = 2	A3 = 1	A4 = 3	A6 = 2	A7 = 3	A8 = 3	A9 = 2	Dec = 1
rule 131.	A1 = 2	A2 = 3	A4 = 2	A6 = 3	A9 = 1	Dec = 1			
rule 132.	A1 = 1	A2 = 3	A4 = 2	A6 = 5	Dec = 1				
rule 133.	A1 = 2	A2 = 3	A3 = 1	A4 = 3	A5 = 2	A6 = 2	A9 = 1	Dec = 1	
rule 134.	A3 = 1	A5 = 1	A6 = 2	A7 = 2	A9 = 1	Dec = 1			
rule 135.	A1 = 2	A2 = 1	A3 = 1	A4 = 3	A6 = 2	A7 = 1	Dec = 1		
rule 136.	A1 = 1	A2 = 1	A3 = 2	A6 = 5	A7 = 1	A8 = 3	A9 = 2	Dec = 1	
rule 137.	A1 = 1	A2 = 3	A3 = 2	A5 = 2	A6 = 3	A7 = 3	A9 = 1	Dec = 1	

rule 138.	A2 = 2	A4 = 1	A5 = 1	A6 = 5	A7 = 3	Dec = 1				
rule 139.	A1 = 2	A3 = 3	A6 = 5	Dec = 1						
rule 140.	A1 = 1	A3 = 2	A4 = 2	A5 = 2	A7 = 2	A8 = 1	Dec = 1			
rule 141.	A2 = 3	A3 = 2	A4 = 1	A5 = 1	A7 = 2	A8 = 1	Dec = 1			
rule 142.	A2 = 2	A3 = 1	A4 = 3	A5 = 2	A6 = 3	A7 = 1	A8 = 3	Dec = 1		
rule 143.	A1 = 1	A2 = 1	A5 = 1	A6 = 3	A7 = 3	A8 = 3	Dec = 1			
rule 144.	A4 = 2	A6 = 2	A7 = 3	A8 = 2	A9 = 1	Dec = 1				
rule 145.	A1 = 1	A2 = 3	A4 = 3	A6 = 5	Dec = 1					
rule 146.	A1 = 2	A3 = 2	A4 = 2	A6 = 2	A7 = 3	A8 = 3	A9 = 1	Dec = 1		
rule 147.	A1 = 2	A2 = 3	A3 = 2	A5 = 2	A7 = 2	Dec = 1				
rule 148.	A2 = 2	A3 = 2	A4 = 3	A6 = 3	A7 = 3	A8 = 3	Dec = 1			
rule 149.	A1 = 1	A2 = 1	A4 = 1	A5 = 1	A6 = 1	A7 = 3	A8 = 2	Dec = 1		
rule 150.	A1 = 2	A2 = 1	A3 = 3	A4 = 3	A6 = 1	A7 = 3	A9 = 1	Dec = 1		
rule 151.	A2 = 2	A3 = 3	A6 = 3	A8 = 1	A9 = 2	Dec = 1				
rule 152.	A1 = 1	A2 = 1	A3 = 1	A4 = 1	A5 = 1	A6 = 2	A7 = 1	A8 = 1	A9 = 1	Dec = 1
rule 153.	A1 = 2	A2 = 3	A4 = 2	A6 = 2	A8 = 3	Dec = 1				
rule 154.	A2 = 1	A3 = 1	A6 = 4	A8 = 3	A9 = 1	Dec = 1				
rule 155.	A2 = 3	A4 = 3	A5 = 2	A6 = 1	A8 = 2	A9 = 2	Dec = 1			
rule 156.	A2 = 2	A5 = 1	A7 = 1	A8 = 2	A9 = 1	Dec = 1				
rule 157.	A4 = 3	A5 = 1	A6 = 2	A7 = 1	A8 = 1	A9 = 2	Dec = 1			
rule 158.	A1 = 2	A2 = 1	A6 = 4	A7 = 1	A9 = 1	Dec = 1				
rule 159.	A1 = 1	A2 = 2	A4 = 1	A5 = 1	A6 = 3	A7 = 3	A9 = 1	Dec = 1		
rule 160.	A1 = 2	A2 = 3	A3 = 3	A6 = 2	A8 = 1	A9 = 2	Dec = 1			
rule 161.	A2 = 1	A3 = 1	A4 = 2	A6 = 2	A7 = 1	A8 = 1	A9 = 1	Dec = 1		
rule 162.	A1 = 1	A3 = 2	A6 = 5	A7 = 3	A9 = 1	Dec = 1				
rule 163.	A2 = 1	A3 = 2	A4 = 1	A7 = 2	A8 = 1	A9 = 2	Dec = 1			
rule 164.	A1 = 2	A2 = 2	A4 = 2	A5 = 1	A6 = 1	A8 = 3	Dec = 1			
rule 165.	A2 = 3	A4 = 1	A5 = 1	A6 = 1	A7 = 1	A8 = 2	A9 = 2	Dec = 1		
rule 166.	A1 = 2	A4 = 2	A5 = 2	A7 = 2	A8 = 2	Dec = 1				
rule 167.	A2 = 2	A3 = 1	A4 = 2	A5 = 1	A6 = 1	A7 = 1	A8 = 3	A9 = 1	Dec = 1	
rule 168.	A1 = 2	A2 = 1	A3 = 2	A4 = 2	A6 = 3	A7 = 3	A8 = 3	Dec = 1		
rule 169.	A2 = 3	A5 = 1	A6 = 2	A8 = 3	A9 = 2	Dec = 1				
rule 170.	A1 = 1	A2 = 3	A3 = 3	A4 = 2	A8 = 1	A9 = 1	Dec = 1			
rule 171.	A2 = 2	A3 = 1	A7 = 2	A8 = 3	Dec = 1					
rule 172.	A3 = 3	A4 = 2	A5 = 1	A7 = 3	A8 = 1	A9 = 2	Dec = 1			
rule 173.	A2 = 2	A3 = 1	A4 = 3	A6 = 2	A7 = 2	Dec = 1				

rule 174.	A1 = 2	A2 = 1	A3 = 2	A5 = 1	A6 = 1	A7 = 3	A8 = 3	A9 = 1	Dec = 1	
rule 175.	A3 = 1	A4 = 2	A6 = 4	A7 = 1	Dec = 1					
rule 176.	A2 = 1	A4 = 3	A5 = 1	A7 = 2	A9 = 1	Dec = 1				
rule 177.	A1 = 2	A2 = 3	A4 = 2	A6 = 3	A7 = 3	Dec = 1				
rule 178.	A2 = 1	A4 = 3	A5 = 1	A7 = 1	A8 = 3	A9 = 2	Dec = 1			
rule 179.	A1 = 2	A2 = 3	A3 = 2	A4 = 3	A6 = 1	A8 = 1	A9 = 1	Dec = 1		
rule 180.	A2 = 2	A6 = 5	A7 = 3	A8 = 1	A9 = 1	Dec = 1				
rule 181.	A2 = 2	A3 = 1	A4 = 3	A5 = 1	A6 = 3	A8 = 1	A9 = 2	Dec = 1		
rule 182.	A2 = 2	A4 = 3	A5 = 2	A6 = 2	A8 = 2	A9 = 2	Dec = 1			
rule 183.	A1 = 2	A2 = 2	A3 = 2	A4 = 2	A6 = 2	A8 = 1	A9 = 1	Dec = 1		
rule 184.	A1 = 2	A6 = 3	A7 = 3	A8 = 2	A9 = 2	Dec = 1				
rule 185.	A1 = 1	A2 = 1	A3 = 1	A4 = 3	A5 = 1	A6 = 1	A7 = 1	A8 = 1	A9 = 1	Dec = 1
rule 186.	A6 = 4	A7 = 2	Dec = 1							
rule 187.	A1 = 2	A2 = 1	A4 = 1	A5 = 1	A6 = 3	A7 = 1	A9 = 2	Dec = 1		
rule 188.	A1 = 1	A2 = 2	A3 = 2	A4 = 2	A6 = 1	A7 = 1	A8 = 1	A9 = 1	Dec = 1	
rule 189.	A2 = 1	A3 = 2	A4 = 3	A5 = 1	A6 = 1	A7 = 3	A8 = 1	Dec = 1		
rule 190.	A1 = 2	A3 = 1	A4 = 1	A5 = 1	A6 = 2	A7 = 1	A8 = 3	A9 = 1	Dec = 1	
rule 191.	A2 = 3	A3 = 2	A4 = 1	A5 = 1	A6 = 1	A7 = 3	A9 = 2	Dec = 1		
rule 192.	A1 = 1	A2 = 1	A4 = 1	A5 = 1	A6 = 3	A7 = 1	A9 = 1	Dec = 1		
rule 193.	A1 = 2	A2 = 2	A3 = 1	A5 = 1	A7 = 2	Dec = 1				
rule 194.	A2 = 3	A6 = 4	A7 = 3	A9 = 1	Dec = 1					
rule 195.	A1 = 2	A4 = 3	A5 = 2	A6 = 3	A7 = 1	A8 = 1	Dec = 1			
rule 196.	A2 = 1	A3 = 2	A4 = 3	A6 = 3	A9 = 2	Dec = 1				
rule 197.	A1 = 1	A3 = 1	A5 = 1	A6 = 4	Dec = 1					
rule 198.	A3 = 2	A4 = 2	A5 = 1	A6 = 3	Dec = 1					
rule 199.	A1 = 2	A2 = 1	A3 = 1	A4 = 3	A7 = 3	A8 = 3	A9 = 1	Dec = 1		
rule 200.	A2 = 3	A3 = 1	A4 = 1	A7 = 2	A8 = 3	Dec = 1				
rule 201.	A1 = 2	A3 = 2	A5 = 1	A6 = 2	A7 = 3	A9 = 1	Dec = 1			
rule 202.	A1 = 2	A4 = 1	A5 = 2	A7 = 2	A8 = 3	A9 = 2	Dec = 1			
rule 203.	A1 = 1	A2 = 2	A4 = 2	A5 = 1	A6 = 2	A8 = 3	Dec = 1			
rule 204.	A2 = 3	A4 = 2	A6 = 3	A7 = 1	A8 = 3	Dec = 1				
rule 205.	A2 = 2	A3 = 2	A4 = 2	A6 = 2	A7 = 1	A8 = 1	A9 = 1	Dec = 1		
rule 206.	A1 = 1	A2 = 3	A3 = 2	A5 = 1	A8 = 3	A9 = 2	Dec = 1			
rule 207.	A4 = 2	A5 = 2	A6 = 2	A7 = 2	A9 = 1	Dec = 1				
rule 208.	A2 = 2	A3 = 2	A4 = 2	A5 = 1	A6 = 2	A9 = 1	Dec = 1			
rule 209.	A1 = 1	A2 = 1	A3 = 2	A5 = 2	A6 = 4	A9 = 2	Dec = 1			

rule 210.	A2 = 1	A4 = 3	A5 = 2	A6 = 2	A7 = 1	A8 = 1	A9 = 1	Dec = 1		
rule 211.	A1 = 2	A2 = 1	A3 = 3	A5 = 1	A7 = 2	Dec = 1				
rule 212.	A1 = 1	A4 = 2	A5 = 2	A6 = 5	A9 = 1	Dec = 1				
rule 213.	A1 = 2	A2 = 2	A3 = 3	A4 = 1	A5 = 1	A9 = 2	Dec = 1			
rule 214.	A1 = 1	A4 = 2	A5 = 1	A8 = 2	A9 = 1	Dec = 1				
rule 215.	A2 = 1	A3 = 2	A4 = 2	A6 = 1	A7 = 1	A8 = 1	A9 = 1	Dec = 1		
rule 216.	A2 = 3	A3 = 2	A4 = 2	A6 = 3	A7 = 3	Dec = 1				
rule 217.	A1 = 1	A4 = 2	A5 = 1	A7 = 1	A8 = 2	Dec = 1				
rule 218.	A1 = 2	A2 = 2	A3 = 2	A4 = 3	A7 = 1	A8 = 1	A9 = 2	Dec = 1		
rule 219.	A1 = 2	A3 = 2	A4 = 3	A6 = 3	Dec = 1					
rule 220.	A2 = 1	A4 = 3	A6 = 3	A7 = 1	A8 = 1	A9 = 2	Dec = 1			
rule 221.	A2 = 3	A3 = 3	A4 = 3	A7 = 3	A9 = 1	Dec = 1				
rule 222.	A1 = 2	A4 = 2	A5 = 1	A6 = 1	A7 = 1	A8 = 3	Dec = 1			
rule 223.	A2 = 3	A5 = 1	A6 = 5	A9 = 1	Dec = 1					
rule 224.	A2 = 3	A3 = 3	A5 = 1	A7 = 3	Dec = 1					
rule 225.	A1 = 1	A4 = 3	A5 = 2	A6 = 3	A7 = 1	A8 = 3	A9 = 1	Dec = 1		
rule 226.	A3 = 1	A4 = 1	A5 = 1	A6 = 3	A7 = 1	A8 = 1	A9 = 1	Dec = 1		
rule 227.	A1 = 2	A2 = 2	A3 = 2	A5 = 2	A6 = 2	A7 = 1	A8 = 1	A9 = 2	Dec = 1	
rule 228.	A1 = 2	A2 = 2	A3 = 3	A6 = 2	A7 = 1	A8 = 1	A9 = 1	Dec = 1		
rule 229.	A1 = 2	A3 = 2	A4 = 3	A6 = 2	A7 = 3	A9 = 2	Dec = 1			
rule 230.	A1 = 1	A2 = 2	A3 = 1	A4 = 1	A5 = 1	A6 = 3	A8 = 3	Dec = 1		
rule 231.	A1 = 1	A2 = 2	A3 = 2	A4 = 2	A6 = 3	A7 = 3	A8 = 3	Dec = 1		
rule 232.	A1 = 2	A4 = 2	A6 = 3	A8 = 3	A9 = 1	Dec = 1				
rule 233.	A1 = 2	A4 = 3	A5 = 1	A8 = 3	A9 = 2	Dec = 1				
rule 234.	A1 = 1	A2 = 2	A3 = 1	A4 = 3	A5 = 1	A6 = 1	A7 = 3	A8 = 3	A9 = 1	Dec = 1
rule 235.	A1 = 1	A2 = 1	A4 = 1	A5 = 1	A6 = 2	A7 = 3	A8 = 3	A9 = 2	Dec = 1	
rule 236.	A1 = 2	A2 = 3	A4 = 2	A8 = 2	A9 = 2	Dec = 1				
rule 237.	A2 = 3	A3 = 2	A4 = 2	A6 = 2	A7 = 1	A8 = 3	Dec = 1			
rule 238.	A1 = 2	A2 = 3	A4 = 3	A5 = 1	A6 = 1	A8 = 1	Dec = 1			
rule 239.	A4 = 2	A5 = 1	A6 = 3	A8 = 3	Dec = 1					
rule 240.	A1 = 2	A3 = 2	A5 = 1	A6 = 3	A7 = 3	A8 = 1	Dec = 1			
rule 241.	A2 = 3	A3 = 3	A6 = 5	A7 = 3	Dec = 1					
rule 242.	A1 = 2	A4 = 2	A5 = 1	A6 = 3	A7 = 3	Dec = 1				
rule 243.	A2 = 3	A3 = 2	A5 = 1	A7 = 3	A8 = 1	A9 = 1	Dec = 1			
rule 244.	A1 = 2	A2 = 3	A4 = 2	A6 = 2	A7 = 3	A9 = 1	Dec = 1			
rule 245.	A2 = 1	A3 = 2	A4 = 2	A5 = 1	A6 = 1	A7 = 3	A8 = 1	A9 = 2	Dec = 1	

rule 246.	A2 = 1	A3 = 1	A4 = 3	A7 = 2	A8 = 3	Dec = 1				
rule 247.	A1 = 2	A2 = 1	A4 = 2	A6 = 2	A7 = 1	A8 = 1	Dec = 1			
rule 248.	A2 = 3	A3 = 3	A4 = 2	A6 = 3	Dec = 1					
rule 249.	A1 = 2	A2 = 3	A6 = 3	A8 = 2	A9 = 1	Dec = 1				
rule 250.	A1 = 2	A2 = 2	A3 = 2	A5 = 1	A7 = 3	A8 = 3	A9 = 2	Dec = 1		
rule 251.	A1 = 2	A2 = 3	A3 = 2	A4 = 1	A5 = 1	A9 = 1	Dec = 1			
rule 252.	A4 = 1	A5 = 1	A6 = 2	A8 = 2	A9 = 1	Dec = 1				
rule 253.	A2 = 1	A3 = 1	A4 = 3	A5 = 2	A6 = 1	A7 = 2	A9 = 2	Dec = 1		
rule 254.	A2 = 3	A5 = 1	A6 = 5	A7 = 3	Dec = 1					
rule 255.	A1 = 2	A2 = 1	A3 = 1	A4 = 2	A5 = 2	A6 = 3	A7 = 1	A9 = 2	Dec = 1	
rule 256.	A1 = 2	A2 = 2	A3 = 3	A7 = 2	A8 = 1	Dec = 1				
rule 257.	A1 = 1	A3 = 2	A6 = 2	A7 = 2	A9 = 2	Dec = 1				
rule 258.	A3 = 3	A4 = 2	A7 = 2	A8 = 1	Dec = 1					
rule 259.	A1 = 2	A2 = 3	A3 = 2	A4 = 2	A6 = 2	Dec = 1				
rule 260.	A1 = 2	A4 = 3	A8 = 2	A9 = 2	Dec = 1					
rule 261.	A2 = 3	A3 = 1	A4 = 3	A5 = 1	A7 = 1	A9 = 2	Dec = 1			
rule 262.	A1 = 1	A2 = 1	A3 = 1	A4 = 1	A5 = 1	A6 = 2	A7 = 3	A8 = 3	Dec = 1	
rule 263.	A1 = 1	A2 = 1	A3 = 1	A4 = 3	A6 = 3	A7 = 3	A8 = 3	Dec = 1		
rule 264.	A2 = 3	A4 = 3	A5 = 1	A8 = 3	A9 = 2	Dec = 1				
rule 265.	A1 = 2	A4 = 3	A5 = 2	A6 = 2	A7 = 1	A8 = 1	A9 = 1	Dec = 1		
rule 266.	A2 = 1	A3 = 1	A5 = 1	A6 = 5	A7 = 1	Dec = 1				
rule 267.	A2 = 2	A4 = 2	A5 = 2	A6 = 5	A7 = 1	Dec = 1				
rule 268.	A1 = 1	A2 = 2	A3 = 3	A4 = 2	A6 = 1	A8 = 1	A9 = 1	Dec = 1		
rule 269.	A1 = 2	A2 = 1	A3 = 2	A4 = 1	A5 = 1	A6 = 1	A7 = 1	A8 = 1	A9 = 2	Dec = 1
rule 270.	A4 = 3	A6 = 5	A7 = 1	A9 = 2	Dec = 1					
rule 271.	A1 = 2	A2 = 2	A4 = 2	A6 = 2	A7 = 3	A8 = 3	Dec = 1			
rule 272.	A1 = 1	A2 = 3	A3 = 3	A6 = 2	A8 = 1	A9 = 1	Dec = 1			
rule 273.	A1 = 2	A2 = 3	A3 = 1	A4 = 2	A5 = 1	Dec = 1				
rule 274.	A2 = 1	A3 = 3	A5 = 1	A6 = 1	A7 = 1	A8 = 1	A9 = 1	Dec = 1		
rule 275.	A2 = 1	A4 = 2	A6 = 2	A8 = 2	A9 = 1	Dec = 1				
rule 276.	A1 = 2	A3 = 1	A5 = 1	A6 = 3	A8 = 3	A9 = 2	Dec = 1			
rule 277.	A1 = 1	A2 = 2	A3 = 3	A4 = 1	A5 = 1	A7 = 3	A8 = 1	Dec = 1		
rule 278.	A1 = 2	A2 = 2	A3 = 1	A4 = 2	A6 = 2	A7 = 1	A8 = 1	A9 = 2	Dec = 1	
rule 279.	A1 = 2	A2 = 2	A4 = 2	A6 = 3	A7 = 3	A9 = 1	Dec = 1			
rule 280.	A1 = 1	A2 = 1	A3 = 3	A4 = 3	A6 = 2	A9 = 1	Dec = 1			
rule 281.	A2 = 3	A5 = 1	A6 = 3	A7 = 1	A9 = 1	Dec = 1				

rule 282.	A1 = 2	A2 = 3	A6 = 4	A7 = 3	A8 = 3	Dec = 1			
rule 283.	A3 = 2	A4 = 3	A5 = 1	A6 = 1	A7 = 1	A8 = 3	A9 = 2	Dec = 1	
rule 284.	A1 = 2	A4 = 2	A5 = 1	A7 = 3	A8 = 3	A9 = 1	Dec = 1		
rule 285.	A2 = 3	A3 = 2	A6 = 4	A7 = 3	Dec = 1				
rule 286.	A5 = 1	A6 = 5	A7 = 3	A9 = 1	Dec = 1				
rule 287.	A1 = 2	A2 = 3	A6 = 5	A8 = 3	A9 = 1	Dec = 1			
rule 288.	A4 = 3	A6 = 5	A8 = 3	Dec = 1					
rule 289.	A1 = 2	A2 = 2	A3 = 3	A5 = 1	A6 = 1	A7 = 3	Dec = 1		
rule 290.	A1 = 1	A2 = 1	A3 = 2	A4 = 3	A6 = 2	A8 = 3	A9 = 1	Dec = 1	
rule 291.	A1 = 1	A2 = 2	A4 = 1	A5 = 1	A6 = 5	A9 = 2	Dec = 1		
rule 292.	A1 = 2	A2 = 3	A4 = 3	A6 = 3	A9 = 2	Dec = 1			
rule 293.	A2 = 1	A6 = 4	A7 = 1	A8 = 3	A9 = 1	Dec = 1			
rule 294.	A1 = 1	A2 = 3	A3 = 2	A4 = 2	A5 = 1	A8 = 3	Dec = 1		
rule 295.	A1 = 1	A2 = 3	A3 = 2	A4 = 3	A6 = 2	A8 = 1	Dec = 1		
rule 296.	A1 = 2	A2 = 3	A3 = 2	A4 = 2	A8 = 1	A9 = 1	Dec = 1		
rule 297.	A2 = 1	A3 = 1	A4 = 1	A5 = 1	A6 = 2	A7 = 3	A8 = 3	A9 = 2	Dec = 1
rule 298.	A2 = 2	A3 = 3	A5 = 1	A6 = 3	Dec = 1				
rule 299.	A1 = 1	A2 = 3	A3 = 1	A4 = 2	A6 = 3	A7 = 1	Dec = 1		
rule 300.	A1 = 2	A2 = 3	A5 = 1	A6 = 2	A7 = 1	A9 = 2	Dec = 1		
rule 301.	A2 = 3	A4 = 2	A5 = 1	A7 = 1	A8 = 3	A9 = 2	Dec = 1		
rule 302.	A2 = 1	A3 = 3	A5 = 2	A6 = 2	A7 = 1	A8 = 1	A9 = 1	Dec = 1	
rule 303.	A2 = 1	A3 = 2	A6 = 4	A8 = 1	Dec = 1				
rule 304.	A2 = 1	A3 = 1	A4 = 2	A5 = 1	A6 = 2	A7 = 1	A9 = 1	Dec = 1	
rule 305.	A1 = 1	A2 = 1	A3 = 2	A5 = 1	A6 = 5	A8 = 3	Dec = 1		
rule 306.	A1 = 1	A2 = 2	A4 = 2	A6 = 4	A8 = 1	Dec = 1			
rule 307.	A1 = 2	A2 = 2	A3 = 2	A4 = 3	A5 = 1	A7 = 1	Dec = 1		
rule 308.	A1 = 1	A2 = 1	A3 = 2	A5 = 1	A6 = 3	A9 = 1	Dec = 1		
rule 309.	A1 = 2	A2 = 3	A3 = 2	A6 = 4	A8 = 3	Dec = 1			
rule 310.	A3 = 3	A4 = 3	A5 = 1	A6 = 2	A8 = 1	Dec = 1			
rule 311.	A1 = 2	A2 = 1	A3 = 3	A4 = 1	A6 = 3	A8 = 1	A9 = 1	Dec = 1	
rule 312.	A1 = 1	A2 = 1	A6 = 5	A7 = 3	A8 = 3	A9 = 1	Dec = 1		
rule 313.	A2 = 2	A3 = 3	A6 = 4	A7 = 1	A8 = 1	Dec = 1			
rule 314.	A2 = 1	A5 = 1	A6 = 5	A7 = 1	A8 = 3	Dec = 1			
rule 315.	A2 = 1	A4 = 2	A6 = 4	A8 = 3	Dec = 1				
rule 316.	A1 = 2	A2 = 1	A4 = 3	A6 = 5	Dec = 1				
rule 317.	A2 = 2	A4 = 2	A5 = 1	A6 = 3	A7 = 1	Dec = 1			

rule 318.	A3 = 1	A4 = 2	A5 = 1	A6 = 2	A7 = 2	Dec = 1			
rule 319.	A2 = 3	A3 = 3	A4 = 3	A6 = 2	A8 = 1	Dec = 1			
rule 320.	A2 = 2	A3 = 1	A4 = 1	A5 = 1	A6 = 2	A7 = 3	A8 = 1	A9 = 1	Dec = 1
rule 321.	A1 = 2	A3 = 2	A4 = 3	A5 = 1	A9 = 2	Dec = 1			
rule 322.	A1 = 2	A2 = 1	A3 = 2	A6 = 4	A7 = 3	Dec = 1			
rule 323.	A2 = 1	A3 = 2	A4 = 3	A5 = 1	A7 = 1	A8 = 3	Dec = 1		
rule 324.	A1 = 1	A2 = 3	A3 = 1	A4 = 1	A5 = 1	A7 = 3	A8 = 3	A9 = 1	Dec = 1
rule 325.	A1 = 1	A2 = 2	A3 = 2	A5 = 1	A6 = 3	A8 = 3	A9 = 2	Dec = 1	
rule 326.	A1 = 2	A2 = 1	A3 = 2	A5 = 2	A6 = 2	A7 = 3	A8 = 1	A9 = 2	Dec = 1
rule 327.	A6 = 2	A7 = 2	A8 = 3	A9 = 1	Dec = 1				
rule 328.	A2 = 3	A4 = 2	A6 = 2	A7 = 2	Dec = 1				
rule 329.	A1 = 2	A2 = 2	A4 = 3	A5 = 1	A6 = 2	A7 = 1	Dec = 1		
rule 330.	A1 = 2	A5 = 1	A6 = 4	A8 = 3	Dec = 1				
rule 331.	A4 = 2	A6 = 2	A7 = 1	A8 = 2	A9 = 2	Dec = 1			
rule 332.	A4 = 3	A5 = 1	A6 = 3	A7 = 3	A8 = 3	Dec = 1			
rule 333.	A1 = 2	A4 = 3	A7 = 3	A8 = 2	Dec = 1				
rule 334.	A1 = 1	A2 = 1	A3 = 2	A4 = 3	A6 = 2	A7 = 1	Dec = 1		
rule 335.	A1 = 2	A2 = 1	A5 = 1	A6 = 3	A8 = 3	A9 = 2	Dec = 1		
rule 336.	A1 = 2	A2 = 2	A4 = 3	A5 = 1	A7 = 1	A9 = 2	Dec = 1		
rule 337.	A1 = 2	A5 = 1	A6 = 2	A7 = 2	Dec = 1				
rule 338.	A1 = 1	A3 = 2	A4 = 2	A5 = 1	A6 = 2	A7 = 3	A8 = 3	Dec = 1	
rule 339.	A3 = 2	A4 = 2	A5 = 1	A6 = 2	A7 = 1	A8 = 1	Dec = 1		
rule 340.	A1 = 1	A2 = 1	A3 = 2	A4 = 2	A6 = 3	A7 = 3	A9 = 1	Dec = 1	
rule 341.	A2 = 1	A3 = 3	A4 = 2	A6 = 3	A9 = 1	Dec = 1			
rule 342.	A1 = 2	A2 = 2	A3 = 3	A4 = 3	A6 = 2	Dec = 1			
rule 343.	A4 = 3	A5 = 1	A6 = 1	A7 = 3	A8 = 2	Dec = 1			
rule 344.	A1 = 2	A2 = 2	A3 = 1	A4 = 2	A6 = 3	A9 = 1	Dec = 1		
rule 345.	A2 = 3	A3 = 2	A5 = 1	A6 = 2	A8 = 3	Dec = 1			
rule 346.	A1 = 2	A2 = 2	A3 = 2	A5 = 1	A6 = 2	A7 = 3	Dec = 1		
rule 347.	A1 = 2	A2 = 3	A3 = 3	A6 = 3	A8 = 1	A9 = 2	Dec = 1		
rule 348.	A2 = 3	A3 = 2	A4 = 2	A6 = 2	A7 = 3	A8 = 1	A9 = 1	Dec = 1	
rule 349.	A2 = 2	A3 = 2	A4 = 2	A6 = 5	Dec = 1				
rule 350.	A1 = 2	A2 = 3	A5 = 1	A7 = 2	A8 = 2	Dec = 1			
rule 351.	A1 = 1	A5 = 1	A7 = 2	A8 = 3	A9 = 2	Dec = 1			
rule 352.	A1 = 2	A4 = 2	A5 = 1	A6 = 3	A9 = 1	Dec = 1			
rule 353.	A1 = 1	A2 = 1	A4 = 3	A5 = 1	A6 = 3	A7 = 1	Dec = 1		

rule 354.	A1 = 2	A2 = 3	A6 = 4	A8 = 2	Dec = 1			
rule 355.	A2 = 2	A3 = 1	A6 = 3	A7 = 3	A8 = 3	A9 = 1	Dec = 1	
rule 356.	A1 = 2	A4 = 3	A5 = 1	A6 = 3	A9 = 2	Dec = 1		
rule 357.	A1 = 1	A2 = 1	A3 = 3	A4 = 1	A6 = 3	A7 = 3	A9 = 2	Dec = 1
rule 358.	A1 = 2	A3 = 2	A6 = 5	A8 = 1	Dec = 1			
rule 359.	A1 = 2	A2 = 3	A3 = 1	A4 = 3	A7 = 3	A8 = 3	A9 = 1	Dec = 1
rule 360.	A1 = 2	A2 = 2	A4 = 3	A5 = 1	A6 = 3	Dec = 1		
rule 361.	A4 = 3	A5 = 1	A6 = 1	A8 = 2	A9 = 1	Dec = 1		
rule 362.	A3 = 1	A4 = 3	A6 = 4	A9 = 1	Dec = 1			
rule 363.	A2 = 3	A4 = 2	A6 = 4	A9 = 2	Dec = 1			
rule 364.	A2 = 3	A5 = 1	A6 = 4	Dec = 1				
rule 365.	A1 = 1	A2 = 2	A3 = 3	A4 = 1	A5 = 1	A6 = 2	A9 = 1	Dec = 1
rule 366.	A1 = 2	A2 = 2	A3 = 2	A4 = 2	A6 = 3	A7 = 1	A8 = 3	Dec = 1
rule 367.	A2 = 3	A3 = 2	A4 = 3	A6 = 2	A7 = 1	A9 = 1	Dec = 1	
rule 368.	A3 = 3	A5 = 1	A7 = 2	A8 = 1	Dec = 1			
rule 369.	A2 = 1	A3 = 3	A4 = 3	A6 = 2	A7 = 3	Dec = 1		
rule 370.	A1 = 2	A2 = 1	A3 = 3	A5 = 1	A6 = 2	Dec = 1		
rule 371.	A4 = 2	A6 = 4	A7 = 3	A9 = 1	Dec = 1			
rule 372.	A2 = 1	A4 = 2	A6 = 5	A7 = 3	A8 = 1	Dec = 1		
rule 373.	A2 = 2	A4 = 2	A6 = 3	A7 = 1	A8 = 2	Dec = 1		
rule 374.	A1 = 2	A2 = 2	A4 = 2	A5 = 1	A6 = 2	A8 = 1	Dec = 1	
rule 375.	A2 = 1	A3 = 1	A5 = 1	A6 = 3	A8 = 3	A9 = 1	Dec = 1	
rule 376.	A1 = 2	A3 = 2	A5 = 1	A6 = 2	A7 = 1	A8 = 3	A9 = 2	Dec = 1
rule 377.	A1 = 2	A2 = 3	A3 = 3	A4 = 3	A7 = 1	Dec = 1		
rule 378.	A1 = 1	A2 = 3	A4 = 2	A5 = 1	A6 = 2	A7 = 1	Dec = 1	
rule 379.	A2 = 1	A3 = 2	A5 = 2	A6 = 5	A8 = 1	A9 = 1	Dec = 1	
rule 380.	A2 = 1	A3 = 3	A6 = 4	A7 = 3	Dec = 1			
rule 381.	A4 = 1	A5 = 1	A6 = 2	A7 = 3	A8 = 2	Dec = 1		
rule 382.	A1 = 2	A3 = 3	A4 = 2	A6 = 2	A8 = 1	A9 = 1	Dec = 1	
rule 383.	A3 = 3	A4 = 1	A6 = 5	A8 = 1	Dec = 1			
rule 384.	A3 = 2	A5 = 1	A6 = 3	A7 = 1	A8 = 1	A9 = 2	Dec = 1	
rule 385.	A2 = 1	A4 = 3	A6 = 4	A7 = 1	Dec = 1			
rule 386.	A2 = 1	A4 = 1	A6 = 2	A7 = 2	A9 = 1	Dec = 1		
rule 387.	A2 = 1	A4 = 3	A5 = 1	A6 = 2	A8 = 3	Dec = 1		
rule 388.	A1 = 2	A5 = 1	A7 = 1	A8 = 2	A9 = 2	Dec = 1		
rule 389.	A3 = 1	A8 = 2	Dec = 1					

rule 390.	A1 = 2	A2 = 1	A3 = 1	A6 = 5	A9 = 1	Dec = 1				
rule 391.	A2 = 1	A3 = 3	A4 = 2	A5 = 1	A7 = 1	Dec = 1				
rule 392.	A2 = 1	A3 = 3	A4 = 3	A5 = 1	A9 = 1	Dec = 1				
rule 393.	A1 = 2	A4 = 2	A6 = 5	A9 = 2	Dec = 1					
rule 394.	A4 = 3	A6 = 3	A8 = 2	Dec = 1						
rule 395.	A1 = 2	A2 = 3	A5 = 1	A6 = 3	A9 = 1	Dec = 1				
rule 396.	A2 = 2	A5 = 1	A6 = 5	A8 = 3	A9 = 2	Dec = 1				
rule 397.	A3 = 2	A4 = 3	A6 = 3	A7 = 1	A8 = 1	Dec = 1				
rule 398.	A2 = 2	A3 = 1	A4 = 3	A6 = 4	A7 = 3	Dec = 1				
rule 399.	A1 = 2	A2 = 1	A3 = 2	A4 = 3	A7 = 1	A8 = 1	Dec = 1			
rule 400.	A1 = 2	A2 = 1	A4 = 3	A5 = 1	A8 = 3	Dec = 1				
rule 401.	A1 = 2	A2 = 1	A3 = 1	A4 = 3	A5 = 2	A6 = 3	A9 = 1	Dec = 1		
rule 402.	A3 = 3	A5 = 1	A6 = 5	Dec = 1						
rule 403.	A2 = 1	A3 = 2	A4 = 2	A6 = 3	A8 = 1	A9 = 2	Dec = 1			
rule 404.	A1 = 1	A2 = 1	A3 = 2	A4 = 1	A5 = 1	A6 = 2	A7 = 1	A8 = 3	A9 = 1	Dec = 1
rule 405.	A2 = 2	A5 = 1	A6 = 4	Dec = 1						
rule 406.	A1 = 2	A3 = 3	A5 = 1	A6 = 3	Dec = 1					
rule 407.	A4 = 2	A6 = 4	A8 = 2	Dec = 1						
rule 408.	A1 = 1	A3 = 2	A4 = 1	A6 = 4	A8 = 1	Dec = 1				
rule 409.	A1 = 2	A5 = 1	A7 = 2	A8 = 1	A9 = 2	Dec = 1				
rule 410.	A1 = 2	A3 = 3	A4 = 1	A5 = 1	A6 = 1	A8 = 1	A9 = 1	Dec = 1		
rule 411.	A1 = 2	A2 = 3	A3 = 2	A4 = 2	A6 = 3	Dec = 1				
rule 412.	A2 = 3	A4 = 2	A5 = 1	A6 = 3	Dec = 1					
rule 413.	A1 = 1	A3 = 3	A6 = 4	A7 = 3	Dec = 1					
rule 414.	A2 = 3	A4 = 2	A5 = 1	A7 = 3	A8 = 3	A9 = 1	Dec = 1			
rule 415.	A2 = 2	A6 = 5	A7 = 3	A8 = 3	A9 = 1	Dec = 1				
rule 416.	A2 = 3	A3 = 2	A4 = 2	A5 = 1	A8 = 1	A9 = 2	Dec = 1			
rule 417.	A2 = 3	A3 = 3	A4 = 3	A5 = 2	A6 = 2	A9 = 1	Dec = 1			
rule 418.	A1 = 2	A2 = 2	A3 = 2	A4 = 2	A5 = 1	A7 = 1	Dec = 1			
rule 419.	A1 = 2	A2 = 1	A4 = 3	A6 = 2	A7 = 3	A8 = 3	A9 = 2	Dec = 1		
rule 420.	A1 = 1	A3 = 2	A5 = 1	A7 = 2	A8 = 3	Dec = 1				
rule 421.	A2 = 2	A3 = 3	A6 = 3	A7 = 3	A8 = 1	Dec = 1				
rule 422.	A1 = 1	A2 = 3	A3 = 3	A6 = 4	A8 = 1	A9 = 2	Dec = 1			
rule 423.	A1 = 2	A2 = 3	A3 = 2	A4 = 3	A7 = 3	A9 = 2	Dec = 1			
rule 424.	A1 = 2	A3 = 3	A4 = 3	A7 = 1	A8 = 1	A9 = 1	Dec = 1			
rule 425.	A4 = 3	A5 = 1	A6 = 2	A7 = 3	A8 = 3	A9 = 2	Dec = 1			

rule 426.	A1 = 2	A2 = 3	A3 = 2	A4 = 1	A5 = 1	A7 = 1	A8 = 3	Dec = 1		
rule 427.	A2 = 3	A4 = 2	A5 = 2	A6 = 2	A8 = 2	Dec = 1				
rule 428.	A2 = 3	A3 = 2	A4 = 2	A7 = 2	Dec = 1					
rule 429.	A1 = 2	A2 = 2	A5 = 1	A6 = 2	A8 = 3	A9 = 2	Dec = 1			
rule 430.	A2 = 3	A3 = 3	A5 = 1	A8 = 1	Dec = 1					
rule 431.	A3 = 2	A8 = 2	Dec = 1							
rule 432.	A2 = 1	A3 = 2	A4 = 1	A5 = 1	A6 = 2	A8 = 1	A9 = 2	Dec = 2		
rule 433.	A1 = 2	A2 = 2	A3 = 3	A4 = 2	A7 = 1	A8 = 1	A9 = 2	Dec = 2		
rule 434.	A1 = 2	A2 = 1	A3 = 3	A6 = 3	A8 = 1	A9 = 2	Dec = 2			
rule 435.	A2 = 1	A3 = 2	A4 = 2	A6 = 2	A7 = 1	A8 = 1	A9 = 1	Dec = 2		
rule 436.	A1 = 1	A2 = 1	A3 = 3	A4 = 3	A6 = 1	A7 = 1	A8 = 1	A9 = 2	Dec = 2	
rule 437.	A1 = 1	A2 = 1	A3 = 3	A6 = 4	A8 = 1	Dec = 2				
rule 438.	A1 = 2	A2 = 1	A4 = 2	A5 = 2	A6 = 3	A7 = 3	A8 = 1	A9 = 1	Dec = 2	
rule 439.	A1 = 2	A2 = 2	A3 = 2	A5 = 1	A6 = 3	A7 = 1	A8 = 1	A9 = 1	Dec = 2	
rule 440.	A1 = 2	A2 = 2	A3 = 2	A4 = 2	A6 = 3	A7 = 1	A8 = 1	Dec = 2		
rule 441.	A2 = 1	A3 = 2	A4 = 3	A5 = 1	A6 = 2	A7 = 3	A8 = 1	Dec = 2		
rule 442.	A3 = 2	A4 = 3	A6 = 5	A7 = 1	A8 = 1	Dec = 2				
rule 443.	A1 = 1	A3 = 2	A4 = 3	A5 = 1	A6 = 3	A8 = 1	A9 = 2	Dec = 2		
rule 444.	A1 = 2	A2 = 1	A3 = 3	A4 = 1	A5 = 1	A7 = 1	A8 = 1	Dec = 2		
rule 445.	A2 = 3	A3 = 2	A6 = 4	A7 = 1	A8 = 1	A9 = 2	Dec = 2			
rule 446.	A1 = 1	A2 = 1	A3 = 1	A4 = 3	A5 = 1	A6 = 3	A7 = 3	A9 = 2	Dec = 2	
rule 447.	A3 = 2	A4 = 2	A6 = 4	A7 = 1	A9 = 1	Dec = 2				
rule 448.	A1 = 2	A2 = 1	A4 = 3	A5 = 1	A7 = 1	A8 = 1	A9 = 1	Dec = 2		
rule 449.	A2 = 1	A3 = 3	A4 = 3	A6 = 2	A7 = 1	A8 = 1	Dec = 2			
rule 450.	A1 = 1	A4 = 3	A5 = 1	A6 = 3	A7 = 1	A8 = 3	Dec = 2			
rule 451.	A1 = 1	A2 = 1	A3 = 3	A4 = 1	A5 = 5	A7 = 3	Dec = 2			
rule 452.	A1 = 2	A2 = 1	A4 = 2	A6 = 4	A8 = 1	Dec = 2				
rule 453.	A1 = 1	A2 = 1	A3 = 1	A4 = 1	A5 = 2	A6 = 2	A7 = 2	A8 = 1	A9 = 2	Dec = 2
rule 454.	A2 = 2	A3 = 3	A4 = 3	A5 = 1	A7 = 1	A8 = 1	Dec = 2			
rule 455.	A1 = 2	A2 = 1	A3 = 2	A5 = 1	A6 = 2	A7 = 3	A9 = 2	Dec = 2		
rule 456.	A1 = 2	A3 = 2	A4 = 3	A5 = 2	A6 = 2	A7 = 2	Dec = 2			
rule 457.	A1 = 2	A2 = 2	A5 = 1	A6 = 5	A7 = 1	A8 = 3	Dec = 2			
rule 458.	A2 = 1	A3 = 3	A4 = 3	A6 = 3	A7 = 3	A9 = 1	Dec = 2			
rule 459.	A2 = 1	A3 = 2	A4 = 2	A5 = 1	A6 = 2	A7 = 1	Dec = 2			
rule 460.	A1 = 1	A3 = 2	A4 = 2	A5 = 1	A6 = 2	A7 = 2	A9 = 1	Dec = 2		
rule 461.	A2 = 3	A3 = 2	A4 = 2	A5 = 1	A7 = 3	A8 = 3	A9 = 2	Dec = 2		

rule 462.	A1 = 1	A2 = 1	A3 = 2	A4 = 2	A6 = 3	A7 = 1	A8 = 1	Dec = 2
rule 463.	A1 = 2	A2 = 1	A3 = 2	A4 = 2	A5 = 1	A6 = 1	A8 = 1	Dec = 2
rule 464.	A4 = 3	A5 = 1	A6 = 2	A8 = 2	A9 = 2	Dec = 2		
rule 465.	A2 = 3	A3 = 2	A4 = 1	A6 = 5	A8 = 1	A9 = 2	Dec = 2	
rule 466.	A1 = 2	A2 = 3	A5 = 1	A7 = 2	A8 = 3	A9 = 2	Dec = 2	
rule 467.	A3 = 3	A6 = 4	A7 = 1	A8 = 1	A9 = 1	Dec = 2		
rule 468.	A1 = 2	A4 = 2	A5 = 1	A6 = 2	A8 = 2	A9 = 1	Dec = 2	
rule 469.	A2 = 3	A3 = 2	A5 = 1	A6 = 2	A7 = 3	A8 = 1	A9 = 2	Dec = 2
rule 470.	A1 = 2	A2 = 3	A3 = 2	A4 = 3	A6 = 1	A7 = 1	A8 = 1	Dec = 2
rule 471.	A2 = 2	A3 = 2	A4 = 1	A5 = 1	A6 = 3	A7 = 1	A8 = 3	A9 = 1 Dec = 2
rule 472.	A1 = 2	A2 = 3	A3 = 3	A4 = 2	A7 = 3	A8 = 1	A9 = 1	Dec = 2
rule 473.	A3 = 2	A5 = 1	A6 = 5	A7 = 1	A8 = 1	Dec = 2		
rule 474.	A2 = 1	A3 = 1	A4 = 2	A5 = 1	A6 = 3	A7 = 3	A8 = 1	A9 = 2 Dec = 2
rule 475.	A2 = 2	A3 = 2	A4 = 1	A5 = 1	A6 = 2	A7 = 1	A8 = 1	A9 = 2 Dec = 2
rule 476.	A1 = 2	A2 = 2	A3 = 1	A4 = 2	A5 = 1	A6 = 2	A8 = 3	A9 = 1 Dec = 2
rule 477.	A1 = 1	A4 = 2	A5 = 1	A6 = 1	A7 = 5	A8 = 1	Dec = 2	
rule 478.	A1 = 2	A2 = 3	A3 = 3	A6 = 4	A8 = 1	Dec = 2		
rule 479.	A1 = 2	A2 = 1	A4 = 1	A5 = 1	A6 = 5	A7 = 3	Dec = 2	
rule 480.	A2 = 2	A3 = 3	A4 = 2	A5 = 1	A7 = 1	A8 = 1	Dec = 2	
rule 481.	A1 = 2	A2 = 1	A4 = 2	A5 = 1	A6 = 2	A8 = 1	A9 = 2	Dec = 2
rule 482.	A1 = 2	A2 = 1	A3 = 2	A4 = 1	A5 = 1	A6 = 3	A8 = 1	A9 = 1 Dec = 2
rule 483.	A1 = 2	A2 = 1	A4 = 3	A6 = 2	A7 = 2	A8 = 1	A9 = 2	Dec = 2
rule 484.	A1 = 1	A2 = 2	A3 = 2	A6 = 5	A7 = 1	A8 = 1	A9 = 2	Dec = 2
rule 485.	A1 = 1	A2 = 1	A3 = 3	A4 = 1	A5 = 1	A6 = 2	A8 = 1	Dec = 2
rule 486.	A2 = 1	A5 = 1	A6 = 3	A7 = 3	A8 = 2	Dec = 2		
rule 487.	A1 = 2	A2 = 2	A3 = 2	A4 = 2	A5 = 1	A7 = 3	A8 = 1	A9 = 2 Dec = 2
rule 488.	A1 = 2	A2 = 3	A4 = 3	A5 = 1	A6 = 2	A7 = 1	Dec = 2	
rule 489.	A1 = 2	A3 = 2	A4 = 3	A6 = 4	A7 = 1	Dec = 2		
rule 490.	A1 = 1	A2 = 2	A3 = 1	A4 = 3	A5 = 1	A6 = 2	A7 = 1	A8 = 3 Dec = 2
rule 491.	A1 = 2	A2 = 1	A3 = 2	A4 = 3	A6 = 2	A7 = 1	Dec = 2	
rule 492.	A2 = 1	A3 = 3	A5 = 1	A6 = 3	A7 = 1	A8 = 1	Dec = 2	
rule 493.	A1 = 2	A2 = 3	A3 = 2	A4 = 3	A6 = 2	A7 = 3	Dec = 2	
rule 494.	A2 = 1	A3 = 2	A4 = 3	A6 = 2	A7 = 3	A8 = 1	A9 = 2	Dec = 2
rule 495.	A1 = 2	A2 = 1	A4 = 1	A5 = 1	A6 = 3	A7 = 3	A8 = 1	A9 = 1 Dec = 2
rule 496.	A1 = 1	A3 = 2	A5 = 1	A6 = 4	A8 = 3	Dec = 2		
rule 497.	A3 = 3	A4 = 2	A6 = 3	A7 = 1	A8 = 1	Dec = 2		

rule 498.	A3 = 2	A4 = 3	A6 = 4	A7 = 3	A8 = 3	Dec = 2				
rule 499.	A1 = 2	A2 = 3	A4 = 3	A6 = 3	A8 = 3	A9 = 1	Dec = 2			
rule 500.	A1 = 2	A2 = 1	A4 = 3	A6 = 4	A7 = 3	A9 = 2	Dec = 2			
rule 501.	A1 = 2	A2 = 3	A3 = 2	A4 = 3	A5 = 1	A8 = 3	Dec = 2			
rule 502.	A1 = 2	A2 = 2	A4 = 2	A6 = 4	A7 = 3	A8 = 1	A9 = 2	Dec = 2		
rule 503.	A2 = 3	A4 = 3	A5 = 1	A6 = 2	A7 = 1	A8 = 2	Dec = 2			
rule 504.	A1 = 1	A2 = 1	A3 = 2	A5 = 1	A6 = 2	A7 = 1	A9 = 2	Dec = 2		
rule 505.	A4 = 3	A5 = 1	A6 = 1	A7 = 1	A8 = 2	A9 = 2	Dec = 2			
rule 506.	A2 = 1	A4 = 2	A6 = 5	A7 = 1	A8 = 1	A9 = 2	Dec = 2			
rule 507.	A1 = 2	A2 = 1	A3 = 3	A4 = 3	A6 = 2	A7 = 1	Dec = 2			
rule 508.	A3 = 3	A4 = 2	A5 = 1	A6 = 2	A7 = 3	A8 = 1	A9 = 1	Dec = 2		
rule 509.	A1 = 2	A2 = 1	A3 = 3	A4 = 2	A5 = 1	A7 = 3	A8 = 1	Dec = 2		
rule 510.	A2 = 3	A3 = 2	A4 = 1	A5 = 1	A6 = 3	A7 = 3	A8 = 1	Dec = 2		
rule 511.	A2 = 1	A3 = 3	A4 = 3	A5 = 2	A7 = 1	A8 = 1	A9 = 1	Dec = 2		
rule 512.	A1 = 2	A2 = 2	A3 = 3	A4 = 3	A6 = 1	A7 = 1	A8 = 1	A9 = 2	Dec = 2	
rule 513.	A1 = 2	A2 = 2	A3 = 2	A4 = 1	A5 = 1	A6 = 1	A7 = 2	A8 = 3	Dec = 2	
rule 514.	A1 = 1	A2 = 3	A3 = 1	A4 = 3	A5 = 1	A8 = 3	A9 = 1	Dec = 2		
rule 515.	A1 = 1	A2 = 3	A4 = 3	A6 = 2	A7 = 1	A8 = 2	A9 = 2	Dec = 2		
rule 516.	A1 = 2	A2 = 3	A3 = 1	A4 = 3	A5 = 2	A6 = 2	A8 = 3	A9 = 2	Dec = 2	
rule 517.	A1 = 2	A2 = 1	A3 = 1	A4 = 2	A5 = 2	A6 = 3	A8 = 1	A9 = 1	Dec = 2	
rule 518.	A1 = 1	A2 = 2	A4 = 1	A6 = 5	A7 = 3	A8 = 2	A9 = 1	Dec = 2		
rule 519.	A2 = 2	A3 = 2	A4 = 2	A5 = 2	A6 = 2	A7 = 1	A8 = 1	A9 = 2	Dec = 2	
rule 520.	A1 = 2	A2 = 2	A3 = 1	A5 = 1	A6 = 2	A7 = 3	A8 = 3	A9 = 1	Dec = 2	
rule 521.	A4 = 2	A5 = 1	A6 = 1	A7 = 3	A8 = 2	A9 = 2	Dec = 2			
rule 522.	A1 = 2	A2 = 3	A3 = 1	A5 = 1	A6 = 1	A7 = 1	A8 = 1	A9 = 2	Dec = 2	
rule 523.	A1 = 2	A2 = 1	A3 = 3	A4 = 1	A5 = 2	A6 = 2	A7 = 3	A8 = 1	A9 = 2	Dec = 2
rule 524.	A4 = 2	A5 = 1	A6 = 3	A7 = 1	A8 = 1	A9 = 2	Dec = 3			
rule 525.	A1 = 1	A2 = 2	A3 = 3	A4 = 1	A5 = 1	A6 = 1	A7 = 1	A8 = 1	A9 = 2	Dec = 3
# Approximate rules										
rule 526.	A2 = 2	A3 = 3	A4 = 1	A5 = 2	A6 = 1	A8 = 2	A9 = 1	Dec = 1 OR	Dec = 2	
rule 527.	A2 = 3	A3 = 1	A5 = 2	A6 = 1	A7 = 1	A9 = 1	Dec = 1 OR	Dec = 2		
rule 528.	A1 = 1	A2 = 1	A3 = 3	A4 = 1	A5 = 2	A6 = 1	A9 = 1	Dec = 1 OR	Dec = 2	
rule 529.	A1 = 1	A3 = 3	A4 = 1	A5 = 2	A6 = 1	A7 = 2	A9 = 1	Dec = 1 OR	Dec = 2	
rule 530.	A1 = 2	A2 = 1	A4 = 1	A5 = 2	A7 = 1	A8 = 3	A9 = 2	Dec = 1 OR	Dec = 2	
rule 531.	A4 = 1	A5 = 2	A6 = 2	A7 = 1	A8 = 3	Dec = 1 OR	Dec = 2			
rule 532.	A1 = 1	A3 = 1	A4 = 3	A6 = 1	A7 = 3	A8 = 1	Dec = 1 OR	Dec = 2		

rule 533.	A1 = 2	A2 = 1	A3 = 2	A4 = 1	A6 = 1	A7 = 1	A8 = 3	Dec = 1 OR	Dec = 2	
rule 534.	A1 = 1	A2 = 3	A3 = 1	A4 = 1	A5 = 2	A6 = 1	A7 = 2	A8 = 1	Dec = 1 OR	Dec = 2
rule 535.	A1 = 2	A2 = 3	A4 = 1	A5 = 2	A6 = 1	A7 = 1	A9 = 1	Dec = 1 OR	Dec = 2	
rule 536.	A1 = 1	A2 = 2	A3 = 1	A4 = 1	A5 = 2	A7 = 3	A8 = 3	A9 = 2	Dec = 1 OR	Dec = 2
rule 537.	A2 = 3	A3 = 2	A4 = 1	A5 = 2	A6 = 1	A7 = 1	A8 = 3	Dec = 1 OR	Dec = 2	
rule 538.	A1 = 1	A2 = 1	A3 = 1	A6 = 1	A7 = 3	A9 = 1	Dec = 1 OR	Dec = 2		
rule 539.	A1 = 1	A3 = 1	A5 = 2	A6 = 2	A7 = 3	A8 = 1	Dec = 1 OR	Dec = 2		
rule 540.	A1 = 1	A4 = 1	A5 = 2	A6 = 3	A7 = 1	A8 = 3	Dec = 1 OR	Dec = 2		
rule 541.	A1 = 1	A2 = 1	A3 = 1	A4 = 2	A6 = 1	A7 = 3	Dec = 1 OR	Dec = 2		
rule 542.	A1 = 2	A2 = 3	A4 = 1	A5 = 2	A6 = 1	A7 = 1	A8 = 3	Dec = 1 OR	Dec = 2	
rule 543.	A1 = 1	A3 = 3	A4 = 1	A5 = 2	A6 = 1	A7 = 2	A8 = 2	Dec = 1 OR	Dec = 2	
rule 544.	A1 = 2	A2 = 1	A3 = 1	A4 = 1	A6 = 1	A7 = 3	A8 = 3	Dec = 1 OR	Dec = 2	
rule 545.	A1 = 1	A2 = 1	A3 = 1	A6 = 1	A7 = 1	A8 = 3	A9 = 1	Dec = 1 OR	Dec = 2	
rule 546.	A1 = 1	A3 = 2	A5 = 2	A6 = 1	A7 = 3	A8 = 1	A9 = 2	Dec = 1 OR	Dec = 2	
rule 547.	A2 = 1	A4 = 1	A5 = 2	A6 = 1	A7 = 2	A8 = 2	Dec = 1 OR	Dec = 2		
rule 548.	A3 = 2	A4 = 1	A5 = 2	A6 = 1	A7 = 1	A8 = 1	A9 = 1	Dec = 1 OR	Dec = 2	
rule 549.	A2 = 2	A3 = 1	A4 = 2	A5 = 2	A6 = 1	A8 = 1	A9 = 1	Dec = 1 OR	Dec = 2	
rule 550.	A4 = 1	A5 = 2	A6 = 2	A7 = 1	A8 = 2	Dec = 1 OR	Dec = 2			
rule 551.	A1 = 1	A2 = 2	A3 = 1	A5 = 2	A6 = 1	A7 = 2	A8 = 1	A9 = 1	Dec = 1 OR	Dec = 2
rule 552.	A1 = 1	A2 = 2	A3 = 2	A6 = 1	A7 = 3	A8 = 1	Dec = 1 OR	Dec = 2		
rule 553.	A3 = 1	A4 = 1	A5 = 2	A6 = 2	A7 = 3	A8 = 1	Dec = 1 OR	Dec = 2		
rule 554.	A2 = 3	A3 = 1	A4 = 1	A5 = 2	A6 = 3	A7 = 1	A9 = 2	Dec = 1 OR	Dec = 2	
rule 555.	A2 = 1	A3 = 3	A4 = 1	A5 = 2	A6 = 1	A7 = 3	A9 = 1	Dec = 1 OR	Dec = 2	
rule 556.	A1 = 2	A2 = 2	A3 = 2	A5 = 2	A6 = 1	A7 = 3	A9 = 2	Dec = 1 OR	Dec = 2	
rule 557.	A1 = 1	A2 = 3	A3 = 3	A4 = 1	A5 = 2	A6 = 1	A7 = 3	Dec = 1 OR	Dec = 2	
rule 558.	A2 = 3	A3 = 1	A5 = 2	A6 = 1	A7 = 3	A8 = 3	A9 = 2	Dec = 1 OR	Dec = 2	
rule 559.	A1 = 2	A2 = 3	A4 = 1	A5 = 2	A6 = 1	A8 = 2	A9 = 2	Dec = 1 OR	Dec = 2	
rule 560.	A2 = 1	A3 = 1	A6 = 1	A7 = 3	A8 = 1	A9 = 1	Dec = 1 OR	Dec = 2		
rule 561.	A1 = 2	A2 = 2	A3 = 1	A4 = 1	A6 = 1	A7 = 1	A8 = 3	A9 = 1	Dec = 1 OR	Dec = 2
rule 562.	A1 = 1	A3 = 1	A4 = 2	A6 = 1	A7 = 3	A8 = 1	A9 = 1	Dec = 1 OR	Dec = 2	
rule 563.	A2 = 2	A3 = 2	A4 = 1	A5 = 2	A6 = 1	A8 = 1	A9 = 1	Dec = 1 OR	Dec = 2	
rule 564.	A3 = 2	A4 = 1	A5 = 2	A6 = 2	A7 = 3	A9 = 1	Dec = 1 OR	Dec = 2		
rule 565.	A1 = 1	A3 = 1	A4 = 3	A5 = 2	A6 = 1	A7 = 2	A8 = 1	A9 = 1	Dec = 1 OR	Dec = 2
rule 566.	A1 = 1	A2 = 2	A4 = 3	A5 = 2	A7 = 1	A8 = 1	A9 = 2	Dec = 1 OR	Dec = 2	
rule 567.	A1 = 1	A2 = 2	A3 = 1	A4 = 1	A5 = 2	A6 = 3	A7 = 1	Dec = 1 OR	Dec = 2	
rule 568.	A1 = 1	A2 = 2	A3 = 1	A5 = 2	A6 = 1	A7 = 3	A8 = 3	A9 = 1	Dec = 1 OR	Dec = 2

rule 569.	A3 = 1	A4 = 1	A5 = 2	A6 = 4	A7 = 1	A9 = 2	Dec = 1 OR	Dec = 2	
rule 570.	A3 = 1	A4 = 1	A5 = 2	A6 = 2	A7 = 1	A9 = 1	Dec = 1 OR	Dec = 2	
rule 571.	A1 = 1	A2 = 3	A3 = 2	A5 = 2	A6 = 1	A7 = 3	A8 = 1	Dec = 1 OR	Dec = 2
rule 572.	A1 = 1	A2 = 2	A4 = 3	A5 = 2	A6 = 1	A7 = 1	Dec = 1 OR	Dec = 2	
rule 573.	A1 = 2	A4 = 1	A5 = 2	A6 = 1	A7 = 3	A8 = 2	Dec = 1 OR	Dec = 2	
rule 574.	A1 = 1	A3 = 1	A4 = 1	A5 = 2	A6 = 5	A7 = 3	A9 = 2	Dec = 1 OR	Dec = 2
rule 575.	A3 = 1	A4 = 1	A5 = 2	A6 = 3	A7 = 3	A8 = 1	Dec = 1 OR	Dec = 2	
rule 576.	A1 = 1	A2 = 2	A3 = 2	A4 = 1	A6 = 1	A7 = 1	A8 = 1	Dec = 1 OR	Dec = 2
rule 577.	A1 = 1	A2 = 2	A4 = 1	A5 = 2	A6 = 3	A7 = 1	A9 = 1	Dec = 1 OR	Dec = 2
rule 578.	A3 = 1	A4 = 1	A5 = 2	A6 = 5	A7 = 1	A9 = 2	Dec = 1 OR	Dec = 2	
rule 579.	A1 = 1	A2 = 1	A4 = 1	A5 = 2	A6 = 2	A7 = 3	Dec = 1 OR	Dec = 2	
rule 580.	A3 = 1	A4 = 3	A5 = 2	A6 = 1	A7 = 3	A8 = 1	Dec = 1 OR	Dec = 2	
rule 581.	A1 = 1	A3 = 1	A4 = 1	A5 = 1	A6 = 1	A7 = 3	A8 = 1	Dec = 1 OR	Dec = 2
rule 582.	A1 = 1	A4 = 3	A5 = 2	A6 = 1	A7 = 3	A8 = 3	A9 = 2	Dec = 1 OR	Dec = 2
rule 583.	A1 = 1	A2 = 2	A3 = 2	A4 = 2	A6 = 1	A7 = 3	A9 = 1	Dec = 1 OR	Dec = 2
rule 584.	A1 = 1	A2 = 2	A4 = 1	A5 = 2	A6 = 2	A8 = 2	A9 = 1	Dec = 1 OR	Dec = 2
rule 585.	A1 = 2	A2 = 3	A3 = 2	A4 = 1	A5 = 2	A6 = 1	A7 = 1	Dec = 1 OR	Dec = 2
rule 586.	A1 = 1	A4 = 2	A5 = 2	A6 = 1	A7 = 3	A8 = 2	A9 = 2	Dec = 1 OR	Dec = 2
rule 587.	A2 = 3	A3 = 1	A4 = 1	A5 = 2	A6 = 1	A7 = 2	A8 = 1	A9 = 2	Dec = 1 OR Dec = 2
rule 588.	A2 = 2	A3 = 3	A4 = 1	A5 = 2	A6 = 1	A7 = 2	A8 = 2	Dec = 1 OR	Dec = 2
rule 589.	A2 = 3	A4 = 1	A6 = 3	A7 = 1	A8 = 2	A9 = 2	Dec = 1 OR	Dec = 2	
rule 590.	A1 = 1	A4 = 2	A5 = 2	A6 = 1	A7 = 1	A8 = 2	Dec = 1 OR	Dec = 2	
rule 591.	A1 = 1	A2 = 1	A4 = 2	A6 = 1	A7 = 3	A8 = 1	A9 = 1	Dec = 1 OR	Dec = 2
rule 592.	A3 = 1	A4 = 1	A5 = 2	A6 = 2	A7 = 3	A9 = 2	Dec = 1 OR	Dec = 2	
rule 593.	A2 = 1	A3 = 1	A4 = 1	A5 = 2	A6 = 1	A7 = 2	A8 = 1	A9 = 2	Dec = 1 OR Dec = 2
rule 594.	A3 = 1	A4 = 1	A5 = 2	A6 = 3	A7 = 1	A8 = 1	A9 = 1	Dec = 1 OR	Dec = 2
rule 595.	A1 = 1	A2 = 1	A3 = 2	A4 = 3	A5 = 2	A6 = 1	A8 = 3	Dec = 1 OR	Dec = 2
rule 596.	A3 = 1	A4 = 3	A5 = 2	A6 = 1	A7 = 1	A9 = 2	Dec = 1 OR	Dec = 2	
rule 597.	A1 = 1	A3 = 1	A4 = 1	A5 = 1	A6 = 1	A8 = 1	A9 = 1	Dec = 1 OR	Dec = 2
rule 598.	A2 = 1	A3 = 2	A4 = 2	A5 = 2	A6 = 1	A7 = 3	Dec = 1 OR	Dec = 2	
rule 599.	A1 = 1	A2 = 2	A4 = 3	A5 = 2	A6 = 1	A7 = 3	A9 = 1	Dec = 1 OR	Dec = 2
rule 600.	A1 = 1	A2 = 2	A4 = 3	A6 = 1	A7 = 3	A8 = 1	Dec = 1 OR	Dec = 2	
rule 601.	A2 = 2	A3 = 2	A4 = 1	A5 = 2	A6 = 3	A7 = 1	Dec = 1 OR	Dec = 2	
rule 602.	A1 = 1	A2 = 1	A3 = 2	A4 = 1	A5 = 2	A6 = 1	A7 = 2	A9 = 1	Dec = 1 OR Dec = 2
rule 603.	A1 = 2	A2 = 3	A3 = 1	A4 = 2	A5 = 2	A6 = 1	A7 = 3	A8 = 1	Dec = 1 OR Dec = 2
rule 604.	A2 = 2	A4 = 1	A5 = 2	A6 = 2	A7 = 3	A8 = 3	Dec = 1 OR	Dec = 2	

rule 605.	A2 = 3	A3 = 3	A4 = 1	A5 = 2	A6 = 1	A7 = 1	A8 = 1	Dec = 1 OR	Dec = 2	
rule 606.	A1 = 2	A2 = 2	A3 = 1	A4 = 1	A6 = 1	A7 = 3	A9 = 1	Dec = 1 OR	Dec = 2	
rule 607.	A1 = 2	A2 = 3	A3 = 2	A4 = 1	A5 = 2	A6 = 1	A7 = 3	A8 = 3	Dec = 1 OR	Dec = 2
rule 608.	A1 = 1	A2 = 2	A3 = 1	A5 = 2	A6 = 2	A7 = 1	A8 = 1	Dec = 1 OR	Dec = 2	
rule 609.	A3 = 1	A4 = 1	A5 = 2	A6 = 4	A7 = 3	A8 = 1	A9 = 2	Dec = 1 OR	Dec = 2	
rule 610.	A2 = 1	A3 = 1	A4 = 2	A5 = 2	A6 = 1	A7 = 3	A9 = 1	Dec = 1 OR	Dec = 2	
rule 611.	A3 = 1	A4 = 1	A5 = 1	A6 = 1	A7 = 1	A8 = 3	Dec = 1 OR	Dec = 2		
rule 612.	A1 = 1	A2 = 3	A3 = 2	A4 = 1	A5 = 2	A6 = 1	A7 = 2	A9 = 2	Dec = 1 OR	Dec = 2
rule 613.	A2 = 1	A4 = 1	A5 = 2	A6 = 3	A7 = 1	A8 = 3	Dec = 1 OR	Dec = 2		
rule 614.	A1 = 1	A2 = 1	A4 = 1	A5 = 2	A6 = 3	A7 = 3	A8 = 3	Dec = 1 OR	Dec = 2	
rule 615.	A2 = 2	A3 = 1	A4 = 2	A5 = 2	A6 = 1	A7 = 1	Dec = 1 OR	Dec = 2		
rule 616.	A1 = 1	A2 = 2	A3 = 1	A4 = 2	A5 = 1	A7 = 3	A8 = 1	A9 = 2	Dec = 1 OR	Dec = 2
rule 617.	A1 = 1	A3 = 1	A4 = 2	A5 = 2	A6 = 2	A7 = 1	A8 = 3	A9 = 1	Dec = 1 OR	Dec = 2
rule 618.	A3 = 1	A4 = 3	A5 = 2	A6 = 1	A7 = 3	A9 = 2	Dec = 1 OR	Dec = 2		
rule 619.	A2 = 2	A3 = 3	A4 = 2	A5 = 2	A6 = 1	A7 = 3	A9 = 2	Dec = 1 OR	Dec = 2	
rule 620.	A2 = 1	A3 = 1	A4 = 1	A5 = 2	A6 = 3	A7 = 3	A9 = 1	Dec = 1 OR	Dec = 2	
rule 621.	A1 = 1	A3 = 1	A4 = 2	A5 = 2	A6 = 3	A7 = 3	A8 = 1	Dec = 1 OR	Dec = 2	
rule 622.	A2 = 1	A4 = 1	A5 = 2	A6 = 3	A7 = 1	A8 = 2	A9 = 1	Dec = 1 OR	Dec = 2	
rule 623.	A1 = 1	A4 = 1	A5 = 2	A6 = 4	A7 = 1	A8 = 2	A9 = 2	Dec = 1 OR	Dec = 2	
rule 624.	A1 = 1	A2 = 3	A3 = 2	A5 = 2	A6 = 1	A7 = 1	A9 = 1	Dec = 1 OR	Dec = 2	
rule 625.	A2 = 1	A4 = 2	A5 = 2	A6 = 1	A7 = 1	A8 = 3	A9 = 1	Dec = 1 OR	Dec = 2	
rule 626.	A2 = 3	A3 = 2	A4 = 1	A5 = 2	A6 = 1	A7 = 3	A8 = 1	A9 = 2	Dec = 1 OR	Dec = 2
rule 627.	A1 = 1	A4 = 1	A5 = 1	A6 = 1	A7 = 1	A8 = 3	A9 = 1	Dec = 1 OR	Dec = 2	
rule 628.	A1 = 1	A2 = 3	A3 = 1	A5 = 2	A6 = 2	A7 = 1	A8 = 1	Dec = 1 OR	Dec = 2	
rule 629.	A1 = 1	A2 = 2	A4 = 1	A5 = 2	A6 = 3	A7 = 3	A8 = 2	Dec = 1 OR	Dec = 2	
rule 630.	A1 = 2	A3 = 3	A4 = 1	A5 = 2	A6 = 2	A7 = 3	A9 = 1	Dec = 1 OR	Dec = 2	
rule 631.	A1 = 1	A2 = 1	A5 = 1	A6 = 1	A7 = 3	A8 = 3	Dec = 1 OR	Dec = 2		
rule 632.	A2 = 3	A3 = 1	A5 = 2	A6 = 2	A7 = 3	A8 = 1	A9 = 2	Dec = 1 OR	Dec = 2	
rule 633.	A2 = 2	A4 = 1	A5 = 2	A6 = 2	A7 = 3	A8 = 1	Dec = 1 OR	Dec = 2		
rule 634.	A1 = 1	A2 = 1	A4 = 3	A5 = 2	A6 = 1	A7 = 3	A8 = 1	A9 = 1	Dec = 1 OR	Dec = 2
rule 635.	A1 = 1	A3 = 2	A4 = 1	A5 = 2	A6 = 3	A7 = 3	A8 = 1	A9 = 2	Dec = 1 OR	Dec = 2
rule 636.	A2 = 2	A3 = 1	A5 = 2	A6 = 5	A7 = 3	A8 = 1	A9 = 2	Dec = 1 OR	Dec = 2	
rule 637.	A1 = 1	A3 = 1	A4 = 1	A5 = 2	A6 = 5	A7 = 1	A8 = 1	Dec = 1 OR	Dec = 2	
rule 638.	A1 = 1	A2 = 2	A4 = 1	A5 = 2	A6 = 5	A7 = 1	A8 = 2	A9 = 2	Dec = 1 OR	Dec = 2
rule 639.	A1 = 1	A2 = 1	A4 = 2	A5 = 2	A6 = 2	A7 = 3	A8 = 3	Dec = 1 OR	Dec = 2	
rule 640.	A1 = 2	A2 = 2	A4 = 2	A5 = 2	A6 = 1	A7 = 3	A8 = 3	Dec = 1 OR	Dec = 2	

rule 641.	A3 = 1	A4 = 1	A6 = 2	A7 = 3	A8 = 1	A9 = 2	Dec = 1 OR	Dec = 2		
rule 642.	A1 = 1	A3 = 1	A4 = 2	A5 = 2	A6 = 2	A7 = 3	Dec = 1 OR	Dec = 2		
rule 643.	A2 = 1	A3 = 1	A6 = 2	A7 = 3	A8 = 1	A9 = 1	Dec = 1 OR	Dec = 2		
rule 644.	A1 = 1	A2 = 3	A3 = 1	A4 = 2	A6 = 1	A7 = 2	A8 = 1	A9 = 2	Dec = 1 OR	Dec = 2
rule 645.	A4 = 1	A5 = 2	A6 = 2	A7 = 3	A8 = 2	A9 = 1	Dec = 1 OR	Dec = 2		
rule 646.	A1 = 1	A3 = 2	A4 = 1	A5 = 2	A6 = 2	A7 = 1	Dec = 1 OR	Dec = 2		
rule 647.	A3 = 2	A4 = 1	A5 = 2	A6 = 3	A7 = 1	A9 = 2	Dec = 1 OR	Dec = 2		
rule 648.	A1 = 1	A2 = 2	A3 = 1	A4 = 3	A6 = 1	A8 = 1	A9 = 1	Dec = 1 OR	Dec = 2	
rule 649.	A1 = 1	A2 = 1	A4 = 2	A5 = 2	A6 = 1	A7 = 2	A8 = 2	A9 = 1	Dec = 1 OR	Dec = 2
rule 650.	A2 = 2	A3 = 2	A4 = 3	A5 = 2	A6 = 1	A7 = 1	A8 = 3	Dec = 1 OR	Dec = 2	
rule 651.	A1 = 1	A2 = 1	A4 = 1	A5 = 1	A6 = 1	A7 = 1	A9 = 2	Dec = 1 OR	Dec = 2	
rule 652.	A2 = 2	A3 = 1	A4 = 3	A5 = 2	A6 = 1	A7 = 1	A8 = 1	Dec = 1 OR	Dec = 2	
rule 653.	A2 = 2	A4 = 1	A5 = 2	A6 = 3	A7 = 3	A8 = 3	A9 = 2	Dec = 1 OR	Dec = 2	
rule 654.	A1 = 2	A2 = 2	A3 = 2	A4 = 1	A5 = 2	A6 = 1	A7 = 2	A8 = 3	A9 = 1	Dec = 1 OR Dec = 2
rule 655.	A1 = 1	A2 = 1	A3 = 1	A4 = 2	A5 = 2	A6 = 1	A9 = 1	Dec = 1 OR	Dec = 2	
rule 656.	A1 = 1	A2 = 2	A3 = 1	A4 = 3	A5 = 2	A6 = 2	A7 = 1	Dec = 1 OR	Dec = 2	
rule 657.	A2 = 1	A3 = 1	A4 = 1	A6 = 5	A7 = 3	A8 = 1	A9 = 2	Dec = 1 OR	Dec = 2	
rule 658.	A1 = 2	A2 = 1	A4 = 1	A5 = 2	A6 = 1	A7 = 2	A8 = 1	A9 = 1	Dec = 1 OR	Dec = 2
rule 659.	A1 = 1	A2 = 2	A4 = 1	A5 = 2	A6 = 5	A7 = 1	A8 = 3	A9 = 2	Dec = 1 OR	Dec = 2
rule 660.	A2 = 1	A3 = 2	A4 = 1	A5 = 2	A6 = 3	A7 = 3	A8 = 3	Dec = 1 OR	Dec = 2	
rule 661.	A2 = 1	A3 = 2	A4 = 1	A5 = 1	A6 = 1	A8 = 1	A9 = 1	Dec = 1 OR	Dec = 2	
rule 662.	A2 = 3	A3 = 1	A4 = 1	A5 = 2	A6 = 2	A7 = 2	A8 = 1	Dec = 1 OR	Dec = 2	
rule 663.	A1 = 1	A2 = 2	A3 = 1	A5 = 2	A6 = 3	A7 = 3	A9 = 2	Dec = 1 OR	Dec = 2	
rule 664.	A1 = 1	A2 = 2	A3 = 1	A6 = 2	A7 = 1	A8 = 1	A9 = 1	Dec = 1 OR	Dec = 2	
rule 665.	A2 = 3	A3 = 3	A5 = 2	A6 = 1	A7 = 3	A8 = 1	A9 = 2	Dec = 1 OR	Dec = 2	
rule 666.	A1 = 1	A2 = 3	A3 = 1	A4 = 1	A5 = 2	A7 = 1	A8 = 3	A9 = 1	Dec = 1 OR	Dec = 2
rule 667.	A2 = 2	A3 = 1	A4 = 1	A6 = 2	A7 = 1	A8 = 1	Dec = 1 OR	Dec = 2		
rule 668.	A2 = 3	A4 = 2	A5 = 2	A6 = 1	A7 = 3	A8 = 3	A9 = 2	Dec = 1 OR	Dec = 2	
rule 669.	A2 = 1	A3 = 3	A4 = 2	A5 = 2	A6 = 1	A7 = 1	Dec = 1 OR	Dec = 2		
rule 670.	A1 = 1	A2 = 2	A3 = 2	A5 = 2	A6 = 3	A7 = 3	A8 = 1	Dec = 1 OR	Dec = 2	
rule 671.	A1 = 1	A2 = 2	A4 = 1	A5 = 1	A6 = 1	A7 = 3	A8 = 3	Dec = 1 OR	Dec = 2	
rule 672.	A1 = 1	A2 = 1	A3 = 1	A5 = 2	A6 = 3	A7 = 1	A8 = 3	A9 = 2	Dec = 1 OR	Dec = 2
rule 673.	A1 = 1	A2 = 1	A3 = 1	A4 = 1	A5 = 2	A6 = 5	A7 = 1	Dec = 1 OR	Dec = 2	
rule 674.	A1 = 2	A2 = 2	A4 = 2	A5 = 2	A6 = 1	A7 = 1	A8 = 1	A9 = 1	Dec = 1 OR	Dec = 2
rule 675.	A1 = 1	A4 = 1	A5 = 2	A6 = 3	A7 = 1	A8 = 1	A9 = 1	Dec = 1 OR	Dec = 2	
rule 676.	A1 = 2	A2 = 3	A3 = 1	A4 = 1	A5 = 1	A6 = 1	A7 = 1	Dec = 1 OR	Dec = 2	

rule 677.	A1 = 1	A2 = 1	A3 = 1	A4 = 1	A5 = 2	A6 = 2	A7 = 2	A9 = 2	Dec = 1 OR	Dec = 2	
rule 678.	A2 = 1	A3 = 1	A4 = 2	A6 = 1	A7 = 1	A8 = 1	Dec = 1 OR	Dec = 2			
rule 679.	A1 = 1	A2 = 2	A3 = 2	A4 = 1	A5 = 2	A6 = 3	A7 = 3	Dec = 1 OR	Dec = 2		
rule 680.	A1 = 2	A2 = 1	A3 = 3	A4 = 2	A6 = 1	A7 = 3	A9 = 2	Dec = 1 OR	Dec = 2		
rule 681.	A1 = 1	A2 = 1	A4 = 3	A5 = 2	A7 = 3	A8 = 2	A9 = 2	Dec = 1 OR	Dec = 2		
rule 682.	A1 = 1	A3 = 1	A4 = 1	A5 = 2	A6 = 2	A7 = 3	Dec = 1 OR	Dec = 2			
rule 683.	A1 = 1	A2 = 2	A4 = 1	A5 = 1	A6 = 1	A7 = 1	A8 = 2	A9 = 2	Dec = 1 OR	Dec = 2	
rule 684.	A1 = 2	A2 = 2	A5 = 2	A6 = 3	A7 = 1	A8 = 2	A9 = 2	Dec = 1 OR	Dec = 2		
rule 685.	A1 = 1	A2 = 1	A3 = 1	A6 = 3	A7 = 3	A8 = 1	A9 = 1	Dec = 1 OR	Dec = 2		
rule 686.	A1 = 1	A2 = 2	A3 = 1	A4 = 2	A5 = 2	A6 = 1	A7 = 2	A8 = 1	Dec = 1 OR	Dec = 2	
rule 687.	A1 = 2	A2 = 3	A3 = 1	A4 = 2	A5 = 2	A6 = 1	A8 = 1	A9 = 1	Dec = 1 OR	Dec = 2	
rule 688.	A1 = 1	A2 = 2	A3 = 2	A4 = 2	A6 = 1	A7 = 1	A8 = 3	Dec = 1 OR	Dec = 2		
rule 689.	A2 = 2	A3 = 1	A5 = 1	A6 = 1	A7 = 3	A8 = 1	Dec = 1 OR	Dec = 2			
rule 690.	A1 = 1	A2 = 1	A6 = 4	A7 = 1	A8 = 1	A9 = 1	Dec = 1 OR	Dec = 2			
rule 691.	A1 = 1	A2 = 3	A5 = 2	A6 = 5	A7 = 1	A8 = 2	A9 = 2	Dec = 1 OR	Dec = 2		
rule 692.	A1 = 1	A2 = 1	A3 = 1	A5 = 1	A6 = 2	A7 = 1	A9 = 2	Dec = 1 OR	Dec = 2		
rule 693.	A2 = 3	A3 = 2	A4 = 1	A5 = 2	A6 = 2	A7 = 1	Dec = 1 OR	Dec = 2			
rule 694.	A2 = 3	A3 = 1	A4 = 1	A6 = 2	A7 = 1	A9 = 1	Dec = 1 OR	Dec = 2			
rule 695.	A2 = 2	A3 = 2	A4 = 1	A6 = 5	A7 = 1	A9 = 1	Dec = 1 OR	Dec = 2			
rule 696.	A2 = 1	A3 = 1	A5 = 2	A6 = 2	A7 = 3	A8 = 1	Dec = 1 OR	Dec = 2			
rule 697.	A1 = 1	A3 = 1	A4 = 1	A5 = 2	A6 = 4	A7 = 3	A9 = 2	Dec = 1 OR	Dec = 2		
rule 698.	A2 = 2	A4 = 3	A6 = 2	A7 = 3	A8 = 3	A9 = 1	Dec = 1 OR	Dec = 2			
rule 699.	A2 = 2	A4 = 3	A5 = 2	A6 = 1	A7 = 3	A8 = 1	Dec = 1 OR	Dec = 2			
rule 700.	A2 = 2	A3 = 2	A4 = 1	A6 = 2	A7 = 1	A9 = 1	Dec = 1 OR	Dec = 2			
rule 701.	A1 = 1	A2 = 2	A3 = 3	A4 = 3	A5 = 2	A6 = 2	A7 = 3	A8 = 1	A9 = 2	Dec = 1 OR	Dec = 2
rule 702.	A1 = 2	A2 = 1	A3 = 1	A4 = 3	A5 = 2	A6 = 1	A7 = 1	Dec = 1 OR	Dec = 2		
rule 703.	A1 = 2	A2 = 2	A3 = 1	A4 = 3	A5 = 2	A6 = 2	A7 = 3	A9 = 2	Dec = 1 OR	Dec = 2	
rule 704.	A2 = 2	A3 = 1	A4 = 2	A5 = 2	A6 = 3	A7 = 1	A9 = 2	Dec = 1 OR	Dec = 2		
rule 705.	A1 = 1	A2 = 3	A3 = 2	A6 = 1	A7 = 1	A8 = 1	A9 = 1	Dec = 1 OR	Dec = 2		
rule 706.	A2 = 1	A3 = 2	A4 = 3	A6 = 1	A7 = 3	A8 = 3	Dec = 1 OR	Dec = 2			
rule 707.	A1 = 1	A2 = 1	A3 = 1	A4 = 2	A5 = 2	A6 = 2	A8 = 1	A9 = 2	Dec = 1 OR	Dec = 2	
rule 708.	A1 = 1	A2 = 1	A4 = 1	A5 = 2	A6 = 3	A7 = 3	A8 = 1	A9 = 1	Dec = 1 OR	Dec = 2	
rule 709.	A1 = 1	A2 = 1	A3 = 1	A4 = 1	A5 = 1	A7 = 3	A8 = 1	A9 = 2	Dec = 1 OR	Dec = 2	
rule 710.	A1 = 2	A2 = 1	A3 = 1	A4 = 1	A5 = 2	A6 = 4	A8 = 3	A9 = 2	Dec = 1 OR	Dec = 2	
rule 711.	A1 = 1	A2 = 2	A3 = 3	A4 = 1	A5 = 1	A8 = 3	A9 = 1	Dec = 1 OR	Dec = 2		
rule 712.	A1 = 1	A3 = 1	A4 = 3	A5 = 2	A6 = 2	A7 = 1	A8 = 1	A9 = 2	Dec = 1 OR	Dec = 2	

rule 713.	A1 = 1	A2 = 3	A4 = 1	A6 = 2	A7 = 1	A8 = 1	Dec = 1 OR	Dec = 2		
rule 714.	A2 = 2	A3 = 1	A4 = 3	A5 = 2	A6 = 1	A8 = 1	A9 = 2	Dec = 1 OR	Dec = 2	
rule 715.	A1 = 1	A2 = 1	A4 = 2	A5 = 2	A6 = 2	A7 = 1	A8 = 3	A9 = 1	Dec = 1 OR	Dec = 2
rule 716.	A1 = 1	A2 = 1	A3 = 2	A4 = 2	A5 = 2	A7 = 3	A8 = 3	A9 = 2	Dec = 1 OR	Dec = 2
rule 717.	A1 = 1	A2 = 2	A3 = 1	A4 = 2	A6 = 2	A7 = 3	A8 = 1	Dec = 1 OR	Dec = 2	
rule 718.	A2 = 2	A3 = 2	A4 = 1	A5 = 1	A6 = 1	A7 = 1	Dec = 1 OR	Dec = 2		
rule 719.	A2 = 1	A3 = 1	A4 = 3	A6 = 2	A7 = 3	A8 = 1	Dec = 1 OR	Dec = 2		
rule 720.	A1 = 1	A2 = 2	A3 = 2	A4 = 2	A5 = 2	A7 = 3	A8 = 1	A9 = 1	Dec = 1 OR	Dec = 2
rule 721.	A2 = 1	A3 = 2	A5 = 2	A6 = 2	A7 = 3	A8 = 3	A9 = 2	Dec = 1 OR	Dec = 2	
rule 722.	A1 = 2	A2 = 2	A3 = 1	A4 = 1	A5 = 2	A6 = 2	A8 = 1	A9 = 1	Dec = 1 OR	Dec = 2
rule 723.	A1 = 1	A2 = 1	A4 = 1	A6 = 1	A7 = 2	A8 = 2	Dec = 1 OR	Dec = 2		
rule 724.	A2 = 2	A4 = 2	A5 = 2	A6 = 1	A7 = 1	A8 = 2	A9 = 2	Dec = 1 OR	Dec = 2	
rule 725.	A1 = 1	A2 = 1	A3 = 1	A5 = 2	A6 = 3	A7 = 1	A8 = 1	A9 = 1	Dec = 1 OR	Dec = 2
rule 726.	A2 = 1	A3 = 1	A4 = 1	A5 = 1	A6 = 1	A7 = 1	Dec = 1 OR	Dec = 2		
rule 727.	A1 = 1	A2 = 2	A3 = 2	A5 = 2	A6 = 3	A7 = 1	A9 = 2	Dec = 1 OR	Dec = 2	
rule 728.	A1 = 2	A2 = 2	A3 = 2	A4 = 1	A5 = 2	A6 = 1	A7 = 2	A8 = 1	Dec = 1 OR	Dec = 2
rule 729.	A1 = 1	A2 = 3	A4 = 1	A6 = 4	A7 = 1	A8 = 2	Dec = 1 OR	Dec = 2		
rule 730.	A3 = 1	A4 = 1	A5 = 1	A6 = 1	A7 = 3	A8 = 3	A9 = 2	Dec = 1 OR	Dec = 2	
rule 731.	A2 = 2	A4 = 3	A5 = 2	A6 = 1	A7 = 1	A8 = 2	A9 = 1	Dec = 1 OR	Dec = 2	
rule 732.	A1 = 1	A2 = 1	A3 = 3	A4 = 2	A6 = 3	A8 = 1	A9 = 2	Dec = 1 OR	Dec = 2	
rule 733.	A1 = 2	A2 = 1	A3 = 3	A5 = 2	A6 = 1	A7 = 1	A8 = 1	A9 = 1	Dec = 1 OR	Dec = 2
rule 734.	A1 = 1	A3 = 1	A4 = 2	A6 = 1	A7 = 1	A8 = 1	Dec = 1 OR	Dec = 2		
rule 735.	A2 = 2	A3 = 1	A4 = 2	A5 = 2	A6 = 3	A7 = 3	A9 = 2	Dec = 1 OR	Dec = 2	
rule 736.	A1 = 1	A2 = 3	A3 = 1	A4 = 2	A5 = 2	A6 = 2	A8 = 3	A9 = 2	Dec = 1 OR	Dec = 2
rule 737.	A1 = 1	A2 = 1	A3 = 1	A4 = 1	A5 = 2	A7 = 3	A8 = 1	A9 = 1	Dec = 1 OR	Dec = 2
rule 738.	A2 = 2	A3 = 1	A4 = 2	A5 = 2	A6 = 2	A7 = 3	A8 = 1	A9 = 1	Dec = 1 OR	Dec = 2
rule 739.	A2 = 1	A3 = 1	A4 = 3	A6 = 1	A7 = 3	A8 = 1	Dec = 1 OR	Dec = 2		
rule 740.	A1 = 2	A2 = 1	A3 = 3	A4 = 1	A5 = 2	A6 = 2	A7 = 1	A9 = 2	Dec = 1 OR	Dec = 2
rule 741.	A1 = 1	A2 = 3	A3 = 2	A4 = 3	A5 = 1	A7 = 3	A8 = 1	A9 = 2	Dec = 1 OR	Dec = 2
rule 742.	A1 = 2	A3 = 1	A4 = 1	A5 = 1	A6 = 1	A7 = 3	A9 = 1	Dec = 1 OR	Dec = 2	
rule 743.	A1 = 1	A3 = 3	A4 = 1	A5 = 2	A6 = 2	A7 = 3	A8 = 1	A9 = 2	Dec = 1 OR	Dec = 2
rule 744.	A1 = 1	A4 = 3	A5 = 2	A6 = 1	A7 = 1	A8 = 2	A9 = 1	Dec = 1 OR	Dec = 2	
rule 745.	A1 = 2	A2 = 1	A3 = 2	A5 = 2	A6 = 1	A7 = 1	A8 = 3	A9 = 2	Dec = 1 OR	Dec = 2
rule 746.	A1 = 2	A2 = 2	A6 = 4	A7 = 1	A8 = 2	A9 = 1	Dec = 1 OR	Dec = 2		
rule 747.	A1 = 1	A2 = 1	A3 = 1	A5 = 1	A6 = 5	A7 = 3	A8 = 3	Dec = 1 OR	Dec = 2	
rule 748.	A1 = 1	A2 = 3	A3 = 2	A4 = 1	A5 = 2	A6 = 2	A8 = 1	A9 = 1	Dec = 1 OR	Dec = 2

rule 749.	A1 = 1	A2 = 1	A4 = 3	A5 = 2	A6 = 3	A7 = 3	A8 = 1	A9 = 2	Dec = 1 OR	Dec = 2
rule 750.	A3 = 2	A4 = 1	A5 = 2	A6 = 5	A7 = 3	A8 = 3	A9 = 2	Dec = 1 OR	Dec = 2	
rule 751.	A1 = 1	A2 = 3	A4 = 1	A5 = 1	A6 = 3	A7 = 3	A9 = 1	Dec = 1 OR	Dec = 2	
rule 752.	A2 = 2	A3 = 1	A4 = 3	A5 = 2	A6 = 3	A7 = 3	A8 = 1	A9 = 1	Dec = 1 OR	Dec = 2
rule 753.	A2 = 2	A3 = 1	A4 = 1	A6 = 3	A7 = 3	A8 = 1	A9 = 2	Dec = 1 OR	Dec = 2	
rule 754.	A1 = 1	A2 = 1	A3 = 3	A5 = 2	A6 = 3	A7 = 1	A8 = 1	Dec = 1 OR	Dec = 2	
rule 755.	A1 = 1	A2 = 3	A3 = 1	A4 = 1	A6 = 3	A7 = 3	A9 = 1	Dec = 1 OR	Dec = 2	
rule 756.	A2 = 2	A3 = 2	A4 = 1	A5 = 2	A6 = 3	A7 = 3	A9 = 2	Dec = 1 OR	Dec = 2	
rule 757.	A1 = 1	A2 = 1	A4 = 1	A5 = 2	A6 = 1	A7 = 2	A8 = 3	A9 = 2	Dec = 1 OR	Dec = 2
rule 758.	A1 = 2	A2 = 2	A5 = 1	A6 = 1	A7 = 2	A8 = 2	A9 = 1	Dec = 1 OR	Dec = 2	
rule 759.	A1 = 1	A3 = 2	A4 = 3	A6 = 1	A7 = 1	A8 = 1	A9 = 1	Dec = 1 OR	Dec = 2	
rule 760.	A1 = 2	A2 = 1	A3 = 1	A4 = 2	A6 = 2	A7 = 1	A8 = 3	A9 = 2	Dec = 1 OR	Dec = 2
rule 761.	A2 = 2	A3 = 2	A5 = 1	A6 = 1	A7 = 1	A8 = 1	A9 = 2	Dec = 1 OR	Dec = 2	
rule 762.	A2 = 3	A4 = 2	A5 = 2	A6 = 1	A7 = 1	A8 = 3	Dec = 1 OR	Dec = 2		
rule 763.	A1 = 1	A3 = 2	A4 = 1	A5 = 1	A6 = 1	A7 = 1	A8 = 1	Dec = 1 OR	Dec = 2	
rule 764.	A1 = 1	A2 = 1	A3 = 2	A4 = 3	A5 = 2	A6 = 3	A7 = 3	A9 = 1	Dec = 1 OR	Dec = 2
rule 765.	A1 = 2	A2 = 2	A3 = 3	A4 = 1	A6 = 2	A7 = 1	A9 = 2	Dec = 1 OR	Dec = 2	
rule 766.	A1 = 1	A2 = 2	A3 = 1	A4 = 2	A6 = 1	A7 = 3	A9 = 1	Dec = 1 OR	Dec = 2	
rule 767.	A1 = 2	A2 = 1	A6 = 3	A7 = 3	A8 = 2	A9 = 1	Dec = 1 OR	Dec = 2		
rule 768.	A1 = 1	A2 = 1	A5 = 2	A6 = 2	A7 = 3	A8 = 2	A9 = 2	Dec = 1 OR	Dec = 2	
rule 769.	A1 = 1	A2 = 2	A4 = 1	A6 = 2	A7 = 3	A8 = 3	A9 = 2	Dec = 1 OR	Dec = 2	
rule 770.	A1 = 2	A2 = 3	A3 = 2	A4 = 1	A6 = 2	A7 = 3	A8 = 1	Dec = 1 OR	Dec = 2	
rule 771.	A1 = 1	A2 = 1	A3 = 2	A4 = 1	A6 = 2	A7 = 3	A9 = 1	Dec = 1 OR	Dec = 2	
rule 772.	A1 = 2	A3 = 2	A4 = 1	A5 = 2	A6 = 3	A7 = 3	A8 = 1	A9 = 1	Dec = 1 OR	Dec = 2
rule 773.	A1 = 1	A2 = 2	A4 = 3	A5 = 2	A6 = 2	A7 = 2	A8 = 2	A9 = 1	Dec = 1 OR	Dec = 2
rule 774.	A2 = 1	A3 = 2	A4 = 1	A5 = 1	A6 = 1	A7 = 3	A9 = 2	Dec = 1 OR	Dec = 2	
rule 775.	A1 = 1	A2 = 3	A3 = 2	A4 = 2	A6 = 2	A8 = 1	A9 = 2	Dec = 1 OR	Dec = 2	
rule 776.	A2 = 2	A3 = 2	A6 = 1	A7 = 3	A8 = 1	A9 = 1	Dec = 1 OR	Dec = 2		
rule 777.	A1 = 1	A2 = 2	A3 = 2	A4 = 1	A6 = 2	A7 = 3	Dec = 1 OR	Dec = 2		
rule 778.	A1 = 2	A2 = 2	A5 = 2	A6 = 5	A7 = 1	A8 = 3	A9 = 1	Dec = 1 OR	Dec = 2	
rule 779.	A1 = 1	A2 = 3	A4 = 1	A6 = 4	A7 = 1	A8 = 3	Dec = 1 OR	Dec = 2		
rule 780.	A2 = 2	A3 = 2	A5 = 2	A6 = 2	A7 = 1	A8 = 3	Dec = 1 OR	Dec = 2		
rule 781.	A1 = 1	A2 = 1	A3 = 1	A5 = 1	A6 = 1	A8 = 1	A9 = 2	Dec = 1 OR	Dec = 2	
rule 782.	A1 = 1	A3 = 1	A4 = 1	A6 = 2	A7 = 1	A8 = 3	A9 = 1	Dec = 1 OR	Dec = 2	
rule 783.	A2 = 2	A3 = 1	A4 = 3	A5 = 2	A6 = 2	A7 = 1	A8 = 1	A9 = 2	Dec = 1 OR	Dec = 2
rule 784.	A2 = 1	A3 = 1	A5 = 2	A6 = 3	A7 = 3	A8 = 1	A9 = 2	Dec = 1 OR	Dec = 2	

rule 785.	A1 = 1	A2 = 2	A3 = 1	A4 = 1	A5 = 2	A6 = 4	A7 = 1	A8 = 1	Dec = 1 OR	Dec = 2
rule 786.	A2 = 2	A3 = 1	A5 = 1	A6 = 1	A7 = 1	A8 = 1	A9 = 1	Dec = 1 OR	Dec = 2	
rule 787.	A2 = 2	A4 = 2	A5 = 2	A6 = 1	A7 = 3	A8 = 2	Dec = 1 OR	Dec = 2		
rule 788.	A1 = 1	A2 = 2	A3 = 3	A4 = 3	A5 = 2	A6 = 2	A7 = 1	A9 = 1	Dec = 1 OR	Dec = 2
rule 789.	A1 = 1	A2 = 3	A4 = 2	A5 = 1	A6 = 2	A7 = 3	A8 = 1	A9 = 2	Dec = 1 OR	Dec = 2
rule 790.	A1 = 2	A3 = 2	A4 = 2	A5 = 2	A6 = 1	A7 = 1	A9 = 2	Dec = 1 OR	Dec = 2	
rule 791.	A1 = 1	A2 = 3	A3 = 1	A4 = 1	A5 = 1	A7 = 1	A9 = 1	Dec = 1 OR	Dec = 2	
rule 792.	A2 = 3	A3 = 2	A5 = 2	A6 = 2	A7 = 3	A8 = 3	A9 = 1	Dec = 1 OR	Dec = 2	
rule 793.	A1 = 1	A2 = 2	A3 = 2	A4 = 3	A5 = 2	A6 = 2	A7 = 3	A8 = 3	Dec = 1 OR	Dec = 2
rule 794.	A1 = 2	A2 = 2	A4 = 2	A5 = 2	A6 = 2	A7 = 1	A8 = 3	Dec = 1 OR	Dec = 2	
rule 795.	A1 = 1	A2 = 2	A4 = 1	A5 = 1	A6 = 1	A7 = 3	A8 = 2	A9 = 2	Dec = 1 OR	Dec = 2
rule 796.	A2 = 3	A3 = 1	A4 = 2	A5 = 2	A6 = 2	A7 = 1	A8 = 1	Dec = 1 OR	Dec = 2	
rule 797.	A2 = 1	A4 = 1	A5 = 1	A6 = 1	A7 = 1	A8 = 2	A9 = 1	Dec = 1 OR	Dec = 2	
rule 798.	A2 = 2	A4 = 1	A5 = 2	A6 = 4	A7 = 3	A8 = 3	A9 = 2	Dec = 1 OR	Dec = 2	
rule 799.	A2 = 2	A3 = 1	A4 = 1	A5 = 1	A6 = 3	A7 = 1	A8 = 1	A9 = 2	Dec = 1 OR	Dec = 2
rule 800.	A2 = 1	A3 = 2	A4 = 3	A6 = 1	A7 = 2	A9 = 2	Dec = 1 OR	Dec = 2		
rule 801.	A1 = 1	A2 = 3	A3 = 2	A4 = 3	A5 = 1	A7 = 2	A9 = 1	Dec = 1 OR	Dec = 2	
rule 802.	A2 = 3	A4 = 2	A5 = 2	A6 = 1	A7 = 1	A8 = 2	A9 = 1	Dec = 1 OR	Dec = 2	
rule 803.	A2 = 1	A3 = 1	A4 = 1	A5 = 1	A6 = 2	A7 = 1	A9 = 2	Dec = 1 OR	Dec = 2	
rule 804.	A2 = 3	A3 = 2	A4 = 2	A5 = 2	A6 = 2	A7 = 1	A8 = 1	Dec = 1 OR	Dec = 2	
rule 805.	A1 = 1	A2 = 1	A3 = 1	A4 = 3	A5 = 2	A6 = 2	A8 = 3	Dec = 1 OR	Dec = 2	
rule 806.	A1 = 2	A2 = 3	A3 = 3	A4 = 1	A7 = 1	A8 = 1	A9 = 1	Dec = 1 OR	Dec = 2	
rule 807.	A2 = 2	A3 = 2	A4 = 1	A6 = 1	A7 = 3	A8 = 1	Dec = 1 OR	Dec = 2		
rule 808.	A1 = 2	A3 = 1	A4 = 1	A6 = 3	A7 = 3	A8 = 1	A9 = 2	Dec = 1 OR	Dec = 2	
rule 809.	A1 = 2	A2 = 2	A3 = 2	A5 = 2	A6 = 1	A7 = 1	A8 = 1	A9 = 1	Dec = 1 OR	Dec = 2
rule 810.	A1 = 1	A2 = 2	A3 = 1	A4 = 2	A6 = 3	A7 = 3	A8 = 1	Dec = 1 OR	Dec = 2	
rule 811.	A1 = 1	A4 = 1	A6 = 2	A7 = 1	A8 = 2	A9 = 2	Dec = 1 OR	Dec = 2		
rule 812.	A3 = 2	A4 = 2	A5 = 2	A6 = 1	A7 = 3	A8 = 1	A9 = 2	Dec = 1 OR	Dec = 2	
rule 813.	A2 = 2	A3 = 2	A4 = 1	A5 = 1	A6 = 1	A7 = 3	A9 = 1	Dec = 1 OR	Dec = 2	
rule 814.	A2 = 2	A3 = 1	A4 = 2	A5 = 2	A6 = 5	A7 = 3	A9 = 2	Dec = 1 OR	Dec = 2	
rule 815.	A1 = 1	A2 = 3	A4 = 1	A6 = 3	A7 = 3	A8 = 2	A9 = 1	Dec = 1 OR	Dec = 2	
rule 816.	A2 = 2	A3 = 1	A4 = 3	A5 = 1	A6 = 2	A7 = 3	A8 = 1	Dec = 1 OR	Dec = 2	
rule 817.	A1 = 1	A2 = 1	A5 = 2	A6 = 4	A7 = 3	A8 = 1	A9 = 2	Dec = 1 OR	Dec = 2	
rule 818.	A1 = 2	A3 = 1	A4 = 3	A6 = 3	A7 = 3	A8 = 3	A9 = 2	Dec = 1 OR	Dec = 2	
rule 819.	A1 = 2	A2 = 2	A3 = 2	A4 = 3	A6 = 2	A7 = 3	A9 = 1	Dec = 1 OR	Dec = 2	
rule 820.	A2 = 3	A4 = 1	A5 = 1	A6 = 1	A7 = 1	A8 = 2	A9 = 1	Dec = 1 OR	Dec = 2	

rule 821.	A1 = 1	A3 = 3	A4 = 3	A5 = 2	A6 = 1	A7 = 1	A8 = 1	A9 = 2	Dec = 1 OR	Dec = 2
rule 822.	A1 = 2	A2 = 3	A6 = 5	A7 = 1	A8 = 3	A9 = 2	Dec = 1 OR	Dec = 2		
rule 823.	A3 = 2	A4 = 2	A5 = 1	A6 = 2	A7 = 3	A8 = 1	A9 = 2	Dec = 1 OR	Dec = 2	
rule 824.	A1 = 2	A2 = 2	A3 = 2	A4 = 1	A6 = 1	A8 = 1	A9 = 1	Dec = 1 OR	Dec = 2	
rule 825.	A1 = 1	A2 = 1	A4 = 2	A6 = 2	A7 = 3	A8 = 1	A9 = 1	Dec = 1 OR	Dec = 2	
rule 826.	A1 = 2	A2 = 1	A3 = 2	A4 = 2	A6 = 1	A7 = 2	A8 = 1	Dec = 1 OR	Dec = 2	
rule 827.	A2 = 1	A3 = 1	A4 = 1	A6 = 4	A7 = 3	A8 = 1	Dec = 1 OR	Dec = 2		
rule 828.	A1 = 1	A2 = 2	A3 = 1	A5 = 1	A6 = 1	A7 = 1	A9 = 2	Dec = 1 OR	Dec = 2	
rule 829.	A1 = 2	A2 = 3	A3 = 1	A4 = 3	A6 = 5	A7 = 3	Dec = 1 OR	Dec = 2		
rule 830.	A1 = 1	A2 = 3	A3 = 1	A4 = 2	A5 = 2	A6 = 3	A7 = 3	A9 = 2	Dec = 1 OR	Dec = 2
rule 831.	A1 = 2	A2 = 2	A4 = 2	A6 = 2	A7 = 1	A8 = 2	A9 = 1	Dec = 1 OR	Dec = 2	
rule 832.	A1 = 1	A2 = 2	A3 = 2	A4 = 2	A6 = 3	A7 = 1	Dec = 1 OR	Dec = 2		
rule 833.	A1 = 1	A3 = 2	A4 = 1	A5 = 1	A6 = 1	A7 = 3	A8 = 3	A9 = 1	Dec = 1 OR	Dec = 2
rule 834.	A2 = 1	A3 = 2	A4 = 1	A5 = 2	A6 = 2	A7 = 1	Dec = 1 OR	Dec = 2		
rule 835.	A1 = 1	A3 = 3	A4 = 3	A5 = 1	A6 = 1	A7 = 3	A8 = 1	A9 = 2	Dec = 1 OR	Dec = 2
rule 836.	A1 = 2	A2 = 3	A4 = 1	A6 = 2	A7 = 3	A8 = 2	Dec = 1 OR	Dec = 2		
rule 837.	A1 = 1	A3 = 1	A4 = 3	A5 = 1	A6 = 2	A7 = 1	A9 = 1	Dec = 1 OR	Dec = 2	
rule 838.	A1 = 1	A2 = 1	A4 = 2	A5 = 2	A6 = 1	A7 = 1	A9 = 2	Dec = 1 OR	Dec = 2	
rule 839.	A2 = 1	A3 = 2	A5 = 2	A6 = 5	A7 = 1	A8 = 3	A9 = 1	Dec = 1 OR	Dec = 2	
rule 840.	A2 = 1	A3 = 1	A4 = 2	A5 = 2	A6 = 2	A7 = 3	A9 = 1	Dec = 1 OR	Dec = 2	
rule 841.	A1 = 1	A2 = 3	A3 = 2	A4 = 2	A5 = 2	A7 = 1	A8 = 1	A9 = 2	Dec = 1 OR	Dec = 2
rule 842.	A1 = 2	A2 = 1	A3 = 2	A6 = 2	A7 = 1	A9 = 1	Dec = 1 OR	Dec = 2		
rule 843.	A1 = 1	A2 = 1	A3 = 1	A4 = 1	A5 = 1	A6 = 1	A9 = 1	Dec = 1 OR	Dec = 2	
rule 844.	A1 = 1	A2 = 1	A4 = 1	A6 = 3	A7 = 1	A8 = 3	A9 = 2	Dec = 1 OR	Dec = 2	
rule 845.	A2 = 2	A3 = 1	A4 = 2	A5 = 1	A7 = 1	A8 = 1	A9 = 2	Dec = 1 OR	Dec = 2	
rule 846.	A1 = 2	A2 = 3	A3 = 3	A6 = 1	A7 = 1	A8 = 1	A9 = 1	Dec = 1 OR	Dec = 2	
rule 847.	A1 = 1	A2 = 3	A4 = 3	A5 = 2	A6 = 3	A7 = 3	A8 = 1	A9 = 2	Dec = 1 OR	Dec = 2
rule 848.	A1 = 1	A2 = 1	A3 = 3	A6 = 5	A7 = 3	A9 = 2	Dec = 1 OR	Dec = 2		
rule 849.	A2 = 2	A4 = 1	A5 = 1	A6 = 1	A7 = 1	A8 = 1	A9 = 1	Dec = 1 OR	Dec = 2	
rule 850.	A1 = 1	A2 = 3	A3 = 1	A6 = 5	A7 = 3	A8 = 3	A9 = 1	Dec = 1 OR	Dec = 2	
rule 851.	A1 = 2	A2 = 3	A3 = 1	A4 = 3	A6 = 3	A7 = 3	A9 = 1	Dec = 1 OR	Dec = 2	
rule 852.	A1 = 2	A2 = 1	A3 = 2	A4 = 2	A6 = 3	A7 = 1	A9 = 2	Dec = 1 OR	Dec = 2	
rule 853.	A1 = 2	A2 = 1	A5 = 1	A6 = 2	A7 = 1	A8 = 1	A9 = 1	Dec = 1 OR	Dec = 2	
rule 854.	A1 = 1	A2 = 1	A3 = 1	A4 = 2	A6 = 2	A7 = 3	A8 = 3	Dec = 1 OR	Dec = 2	
rule 855.	A1 = 1	A2 = 2	A3 = 3	A5 = 2	A6 = 2	A7 = 1	A8 = 1	A9 = 1	Dec = 1 OR	Dec = 2
rule 856.	A1 = 2	A2 = 1	A4 = 2	A5 = 1	A6 = 1	A7 = 3	A9 = 2	Dec = 1 OR	Dec = 2	

rule 857.	A1 = 2	A2 = 1	A4 = 3	A5 = 2	A6 = 1	A7 = 3	A8 = 1	A9 = 2	Dec = 1 OR	Dec = 2
rule 858.	A1 = 2	A2 = 2	A3 = 1	A4 = 1	A6 = 3	A7 = 3	A8 = 1	Dec = 1 OR	Dec = 2	
rule 859.	A2 = 1	A4 = 2	A5 = 2	A6 = 3	A7 = 1	A8 = 2	A9 = 2	Dec = 1 OR	Dec = 2	
rule 860.	A1 = 2	A2 = 1	A3 = 2	A4 = 1	A5 = 2	A6 = 5	A9 = 1	Dec = 1 OR	Dec = 2	
rule 861.	A1 = 1	A2 = 1	A4 = 2	A6 = 1	A7 = 1	A8 = 3	Dec = 1 OR	Dec = 2		
rule 862.	A1 = 2	A2 = 3	A3 = 1	A4 = 1	A6 = 3	A7 = 1	A8 = 1	A9 = 2	Dec = 1 OR	Dec = 2
rule 863.	A1 = 2	A2 = 2	A3 = 3	A6 = 4	A7 = 3	A8 = 1	A9 = 2	Dec = 1 OR	Dec = 2	
rule 864.	A1 = 1	A2 = 3	A4 = 1	A5 = 1	A7 = 2	A8 = 2	A9 = 2	Dec = 1 OR	Dec = 2	
rule 865.	A1 = 1	A2 = 1	A3 = 1	A4 = 2	A5 = 2	A6 = 3	A7 = 1	Dec = 1 OR	Dec = 2	
rule 866.	A1 = 1	A2 = 2	A4 = 3	A5 = 1	A6 = 3	A7 = 3	A8 = 1	A9 = 1	Dec = 1 OR	Dec = 2
rule 867.	A1 = 2	A2 = 2	A4 = 2	A6 = 3	A7 = 3	A8 = 3	A9 = 2	Dec = 1 OR	Dec = 2	
rule 868.	A3 = 2	A4 = 1	A5 = 1	A6 = 5	A7 = 3	A8 = 1	Dec = 1 OR	Dec = 2		
rule 869.	A2 = 2	A3 = 1	A4 = 2	A5 = 2	A6 = 2	A7 = 1	A9 = 1	Dec = 1 OR	Dec = 2	
rule 870.	A1 = 1	A2 = 1	A4 = 1	A5 = 2	A6 = 5	A7 = 1	A8 = 1	A9 = 2	Dec = 1 OR	Dec = 2
rule 871.	A1 = 2	A2 = 2	A4 = 3	A5 = 1	A7 = 3	A8 = 3	A9 = 1	Dec = 1 OR	Dec = 2	
rule 872.	A2 = 1	A3 = 2	A4 = 2	A5 = 2	A6 = 2	A7 = 3	A8 = 1	Dec = 1 OR	Dec = 2	
rule 873.	A1 = 1	A2 = 1	A3 = 3	A4 = 1	A5 = 1	A7 = 3	A8 = 1	A9 = 1	Dec = 1 OR	Dec = 2
rule 874.	A1 = 2	A2 = 2	A3 = 2	A6 = 4	A7 = 1	A8 = 3	A9 = 1	Dec = 1 OR	Dec = 2	
rule 875.	A2 = 2	A4 = 3	A5 = 1	A6 = 5	A7 = 3	A9 = 2	Dec = 1 OR	Dec = 2		
rule 876.	A1 = 1	A2 = 2	A4 = 2	A6 = 3	A7 = 3	A8 = 2	Dec = 1 OR	Dec = 2		
rule 877.	A1 = 2	A2 = 2	A4 = 2	A5 = 2	A6 = 2	A7 = 2	A9 = 2	Dec = 1 OR	Dec = 2	
rule 878.	A1 = 2	A2 = 1	A3 = 3	A4 = 1	A5 = 1	A6 = 1	A7 = 3	A9 = 2	Dec = 1 OR	Dec = 2
rule 879.	A1 = 1	A2 = 2	A3 = 1	A4 = 3	A6 = 5	A7 = 1	A8 = 1	Dec = 1 OR	Dec = 2	
rule 880.	A2 = 3	A3 = 1	A4 = 1	A6 = 5	A7 = 1	A9 = 2	Dec = 1 OR	Dec = 2		
rule 881.	A1 = 2	A2 = 1	A3 = 1	A4 = 2	A5 = 1	A6 = 1	A8 = 1	A9 = 1	Dec = 1 OR	Dec = 2
rule 882.	A1 = 2	A2 = 1	A3 = 1	A4 = 2	A6 = 3	A7 = 3	A9 = 2	Dec = 1 OR	Dec = 2	
rule 883.	A1 = 2	A2 = 1	A3 = 1	A6 = 4	A7 = 1	A8 = 1	A9 = 2	Dec = 1 OR	Dec = 2	
rule 884.	A1 = 2	A2 = 1	A3 = 2	A4 = 1	A5 = 1	A6 = 3	A8 = 3	A9 = 1	Dec = 1 OR	Dec = 2
rule 885.	A1 = 2	A2 = 3	A6 = 5	A7 = 1	A8 = 1	A9 = 1	Dec = 1 OR	Dec = 2		
rule 886.	A1 = 1	A3 = 1	A4 = 2	A5 = 1	A6 = 1	A7 = 3	A8 = 3	A9 = 2	Dec = 1 OR	Dec = 2
rule 887.	A1 = 1	A2 = 3	A4 = 1	A5 = 2	A6 = 3	A7 = 1	A9 = 2	Dec = 1 OR	Dec = 2	
rule 888.	A2 = 2	A4 = 3	A5 = 2	A6 = 4	A7 = 1	A9 = 2	Dec = 1 OR	Dec = 2		
rule 889.	A2 = 2	A4 = 3	A5 = 1	A6 = 3	A7 = 1	A8 = 1	A9 = 1	Dec = 1 OR	Dec = 2	
rule 890.	A1 = 1	A2 = 1	A3 = 1	A4 = 3	A7 = 3	A8 = 1	A9 = 1	Dec = 1 OR	Dec = 2	
rule 891.	A2 = 2	A3 = 2	A4 = 3	A6 = 1	A7 = 3	A9 = 1	Dec = 1 OR	Dec = 2		
rule 892.	A1 = 2	A2 = 2	A3 = 1	A4 = 1	A6 = 3	A7 = 1	A8 = 3	A9 = 1	Dec = 1 OR	Dec = 2

rule 893.	A1 = 2	A2 = 3	A4 = 3	A6 = 2	A7 = 1	A8 = 1	A9 = 2	Dec = 1 OR	Dec = 2		
rule 894.	A2 = 2	A4 = 2	A6 = 4	A7 = 3	A8 = 3	Dec = 1 OR	Dec = 2				
rule 895.	A1 = 2	A2 = 2	A3 = 2	A4 = 2	A5 = 2	A7 = 3	A8 = 1	A9 = 2	Dec = 1 OR	Dec = 2	
rule 896.	A1 = 1	A3 = 2	A4 = 1	A6 = 2	A7 = 1	A8 = 1	A9 = 1	Dec = 1 OR	Dec = 2		
rule 897.	A2 = 1	A4 = 3	A5 = 2	A6 = 1	A7 = 1	A8 = 2	A9 = 1	Dec = 1 OR	Dec = 2		
rule 898.	A1 = 1	A2 = 2	A3 = 2	A4 = 3	A6 = 2	A7 = 1	A8 = 3	Dec = 1 OR	Dec = 2		
rule 899.	A1 = 2	A2 = 1	A4 = 3	A5 = 1	A7 = 3	A8 = 1	A9 = 1	Dec = 1 OR	Dec = 2		
rule 900.	A1 = 1	A2 = 3	A3 = 1	A4 = 3	A5 = 2	A6 = 3	A7 = 3	A9 = 2	Dec = 1 OR	Dec = 2	
rule 901.	A1 = 2	A2 = 3	A3 = 1	A4 = 2	A6 = 3	A7 = 1	A8 = 1	A9 = 2	Dec = 1 OR	Dec = 2	
rule 902.	A1 = 2	A3 = 3	A5 = 1	A6 = 2	A7 = 3	A8 = 1	A9 = 1	Dec = 1 OR	Dec = 2		
rule 903.	A1 = 1	A2 = 1	A3 = 2	A4 = 1	A5 = 2	A6 = 4	A7 = 3	A8 = 3	A9 = 1	Dec = 1 OR	Dec = 2
rule 904.	A1 = 1	A2 = 2	A3 = 2	A5 = 1	A6 = 3	A7 = 1	A8 = 1	Dec = 1 OR	Dec = 2		
rule 905.	A1 = 1	A2 = 2	A4 = 3	A6 = 1	A7 = 3	A8 = 3	A9 = 2	Dec = 1 OR	Dec = 2		
rule 906.	A1 = 2	A2 = 1	A3 = 3	A4 = 3	A6 = 1	A8 = 1	A9 = 2	Dec = 1 OR	Dec = 2		
rule 907.	A1 = 2	A2 = 3	A6 = 4	A7 = 1	A8 = 1	A9 = 1	Dec = 1 OR	Dec = 2			
rule 908.	A1 = 1	A2 = 1	A4 = 2	A5 = 2	A6 = 2	A7 = 2	A8 = 3	A9 = 2	Dec = 1 OR	Dec = 2	
rule 909.	A1 = 1	A2 = 1	A4 = 2	A5 = 1	A6 = 3	A7 = 1	A9 = 1	Dec = 1 OR	Dec = 2		
rule 910.	A1 = 2	A2 = 2	A3 = 2	A4 = 1	A6 = 3	A7 = 1	A8 = 3	A9 = 2	Dec = 1 OR	Dec = 2	
rule 911.	A1 = 1	A2 = 2	A3 = 3	A4 = 2	A5 = 2	A7 = 1	A8 = 1	A9 = 2	Dec = 1 OR	Dec = 2	
rule 912.	A1 = 2	A2 = 1	A3 = 2	A4 = 3	A6 = 2	A7 = 3	Dec = 1 OR	Dec = 2			
rule 913.	A1 = 2	A2 = 2	A3 = 2	A4 = 3	A5 = 2	A6 = 1	A8 = 3	A9 = 2	Dec = 1 OR	Dec = 2	
rule 914.	A2 = 2	A3 = 1	A4 = 3	A5 = 1	A6 = 1	A7 = 1	A9 = 1	Dec = 1 OR	Dec = 2		
rule 915.	A1 = 1	A2 = 2	A3 = 2	A4 = 1	A5 = 1	A7 = 3	A9 = 2	Dec = 1 OR	Dec = 2		
rule 916.	A1 = 1	A2 = 3	A4 = 1	A6 = 3	A7 = 1	A8 = 3	A9 = 2	Dec = 1 OR	Dec = 2		
rule 917.	A1 = 1	A2 = 3	A3 = 2	A4 = 3	A6 = 2	A7 = 1	A9 = 2	Dec = 1 OR	Dec = 2		
rule 918.	A1 = 1	A2 = 2	A3 = 1	A4 = 2	A5 = 2	A6 = 3	A7 = 1	Dec = 1 OR	Dec = 2		
rule 919.	A1 = 2	A4 = 1	A5 = 1	A6 = 5	A7 = 1	A8 = 1	Dec = 1 OR	Dec = 2			
rule 920.	A1 = 1	A2 = 3	A4 = 1	A5 = 2	A6 = 3	A7 = 3	A8 = 1	A9 = 2	Dec = 1 OR	Dec = 2	
rule 921.	A1 = 2	A2 = 1	A3 = 1	A4 = 1	A6 = 2	A7 = 3	A9 = 1	Dec = 1 OR	Dec = 2		
rule 922.	A1 = 1	A2 = 3	A3 = 1	A4 = 3	A5 = 2	A6 = 1	A9 = 1	Dec = 1 OR	Dec = 2		
rule 923.	A2 = 1	A4 = 2	A5 = 2	A6 = 1	A7 = 3	A8 = 1	A9 = 1	Dec = 1 OR	Dec = 2		
rule 924.	A1 = 1	A3 = 1	A4 = 1	A5 = 2	A6 = 1	A7 = 1	A9 = 2	Dec = 1 OR	Dec = 2	Dec = 3	
rule 925.	A3 = 1	A4 = 1	A5 = 2	A6 = 1	A7 = 3	A8 = 1	A9 = 2	Dec = 1 OR	Dec = 2 OR	Dec = 3	
rule 926.	A1 = 1	A4 = 1	A5 = 2	A6 = 1	A7 = 1	A8 = 2	A9 = 2	Dec = 1 OR	Dec = 2 OR	Dec = 3	
rule 927.	A1 = 1	A2 = 2	A3 = 1	A4 = 1	A5 = 2	A6 = 1	A7 = 1	Dec = 1 OR	Dec = 2 OR	Dec = 3	
rule 928.	A3 = 1	A4 = 1	A5 = 2	A6 = 1	A7 = 1	A8 = 1	A9 = 2	Dec = 1 OR	Dec = 2 OR	Dec = 3	

rule 929.	A1 = 2	A2 = 1	A3 = 1	A4 = 1	A5 = 2	A6 = 1	A7 = 1	A9 = 1	Dec = 1 OR	Dec = 2 OR	Dec = 3	
rule 930.	A1 = 1	A2 = 1	A3 = 2	A4 = 1	A5 = 2	A6 = 1	A7 = 1	A8 = 3	Dec = 1 OR	Dec = 2 OR	Dec = 3	
rule 931.	A1 = 1	A2 = 3	A4 = 1	A5 = 2	A6 = 1	A7 = 1	A8 = 2	Dec = 1 OR	Dec = 2 OR	Dec = 3		
rule 932.	A1 = 1	A3 = 2	A4 = 1	A5 = 2	A6 = 1	A7 = 3	A8 = 3	Dec = 1 OR	Dec = 2 OR	Dec = 3		
rule 933.	A1 = 2	A2 = 1	A4 = 1	A5 = 2	A6 = 1	A7 = 1	A8 = 2	Dec = 1 OR	Dec = 2 OR	Dec = 3		
rule 934.	A1 = 1	A2 = 1	A4 = 1	A5 = 2	A6 = 1	A7 = 3	A8 = 3	A9 = 2	Dec = 1 OR	Dec = 2 OR	Dec = 3	
rule 935.	A2 = 1	A3 = 1	A4 = 1	A5 = 2	A6 = 1	A7 = 1	A8 = 1	Dec = 1 OR	Dec = 2 OR	Dec = 3		
rule 936.	A2 = 2	A3 = 2	A4 = 1	A5 = 2	A6 = 1	A7 = 1	A8 = 3	Dec = 1 OR	Dec = 2 OR	Dec = 3		
rule 937.	A1 = 1	A2 = 2	A3 = 1	A4 = 1	A5 = 2	A6 = 1	A7 = 3	A8 = 1	Dec = 1 OR	Dec = 2 OR	Dec = 3	
rule 938.	A1 = 2	A2 = 2	A4 = 1	A5 = 2	A6 = 1	A7 = 1	A9 = 2	Dec = 1 OR	Dec = 2 OR	Dec = 3		
rule 939.	A1 = 2	A2 = 1	A3 = 2	A4 = 1	A5 = 2	A6 = 1	A7 = 3	Dec = 1 OR	Dec = 2 OR	Dec = 3		
rule 940.	A1 = 2	A2 = 3	A3 = 1	A4 = 1	A5 = 2	A6 = 1	A7 = 2	A8 = 1	A9 = 1	Dec = 1 OR	Dec = 2 OR	Dec = 3
rule 941.	A1 = 1	A2 = 2	A3 = 3	A4 = 1	A5 = 2	A6 = 1	A7 = 3	A9 = 2	Dec = 1 OR	Dec = 2 OR	Dec = 3	
rule 942.	A1 = 1	A2 = 3	A3 = 1	A4 = 2	A5 = 2	A6 = 1	A7 = 3	A8 = 1	A9 = 2	Dec = 1 OR	Dec = 2 OR	Dec = 3
rule 943.	A2 = 2	A3 = 1	A4 = 1	A5 = 2	A6 = 1	A7 = 1	A8 = 1	Dec = 1 OR	Dec = 2 OR	Dec = 3		
rule 944.	A1 = 2	A2 = 3	A3 = 1	A4 = 1	A5 = 2	A6 = 2	A7 = 1	A8 = 1	A9 = 2	Dec = 1 OR	Dec = 2 OR	Dec = 3
rule 945.	A1 = 1	A2 = 1	A3 = 3	A4 = 1	A5 = 2	A6 = 1	A7 = 3	A9 = 2	Dec = 1 OR	Dec = 2 OR	Dec = 3	
rule 946.	A1 = 1	A2 = 1	A3 = 1	A4 = 1	A5 = 2	A6 = 1	A7 = 2	A8 = 1	A9 = 1	Dec = 1 OR	Dec = 2 OR	Dec = 3
rule 947.	A1 = 2	A2 = 1	A3 = 1	A4 = 2	A5 = 2	A6 = 1	A7 = 3	A9 = 2	Dec = 1 OR	Dec = 2 OR	Dec = 3	
rule 948.	A2 = 2	A3 = 2	A4 = 1	A5 = 2	A6 = 1	A7 = 3	A8 = 3	A9 = 1	Dec = 1 OR	Dec = 2 OR	Dec = 3	
rule 949.	A2 = 1	A3 = 1	A4 = 1	A5 = 2	A6 = 2	A7 = 1	A8 = 1	A9 = 2	Dec = 1 OR	Dec = 2 OR	Dec = 3	
rule 950.	A2 = 1	A3 = 2	A4 = 1	A5 = 2	A6 = 1	A7 = 3	A9 = 1	Dec = 1 OR	Dec = 2 OR	Dec = 3		
rule 951.	A1 = 1	A2 = 3	A3 = 2	A4 = 1	A5 = 2	A6 = 1	A7 = 1	A8 = 1	A9 = 2	Dec = 1 OR	Dec = 2 OR	Dec = 3
rule 952.	A1 = 2	A2 = 2	A3 = 1	A4 = 1	A5 = 2	A6 = 1	A7 = 3	A9 = 2	Dec = 1 OR	Dec = 2 OR	Dec = 3	
rule 953.	A2 = 1	A4 = 1	A5 = 2	A6 = 1	A7 = 1	A8 = 1	A9 = 2	Dec = 1 OR	Dec = 2 OR	Dec = 3		
rule 954.	A2 = 2	A3 = 1	A4 = 2	A5 = 2	A6 = 1	A7 = 3	A8 = 1	A9 = 2	Dec = 1 OR	Dec = 2 OR	Dec = 3	
rule 955.	A2 = 3	A3 = 1	A4 = 1	A5 = 2	A6 = 1	A7 = 3	A9 = 1	Dec = 1 OR	Dec = 2 OR	Dec = 3		
rule 956.	A1 = 2	A2 = 2	A3 = 1	A4 = 1	A5 = 2	A6 = 3	A7 = 1	A9 = 2	Dec = 1 OR	Dec = 2 OR	Dec = 3	
rule 957.	A1 = 2	A2 = 1	A3 = 1	A4 = 1	A6 = 1	A7 = 3	A8 = 1	A9 = 2	Dec = 1 OR	Dec = 2 OR	Dec = 3	
rule 958.	A2 = 2	A3 = 3	A4 = 1	A5 = 2	A6 = 1	A7 = 1	A8 = 1	Dec = 1 OR	Dec = 2 OR	Dec = 3		
rule 959.	A1 = 1	A2 = 1	A3 = 3	A5 = 2	A6 = 1	A7 = 3	A8 = 1	A9 = 2	Dec = 1 OR	Dec = 2 OR	Dec = 3	
rule 960.	A1 = 2	A2 = 3	A3 = 2	A4 = 1	A5 = 2	A6 = 1	A7 = 3	A8 = 1	A9 = 1	Dec = 1 OR	Dec = 2 OR	Dec = 3
rule 961.	A2 = 1	A3 = 1	A4 = 1	A5 = 2	A6 = 3	A7 = 1	A8 = 1	A9 = 2	Dec = 1 OR	Dec = 2 OR	Dec = 3	
rule 962.	A1 = 1	A2 = 2	A4 = 2	A5 = 2	A6 = 1	A7 = 3	A8 = 3	A9 = 2	Dec = 1 OR	Dec = 2 OR	Dec = 3	
rule 963.	A1 = 1	A2 = 3	A3 = 1	A4 = 1	A6 = 1	A7 = 1	A8 = 1	A9 = 2	Dec = 1 OR	Dec = 2 OR	Dec = 3	
rule 964.	A1 = 2	A2 = 1	A3 = 1	A4 = 2	A5 = 2	A6 = 1	A7 = 1	A8 = 3	A9 = 2	Dec = 1 OR	Dec = 2 OR	Dec = 3

rule 965.	A2 = 3	A4 = 2	A5 = 2	A6 = 1	A7 = 3	A8 = 3	A9 = 1	Dec = 1 OR	Dec = 2 OR	Dec = 3		
rule 966.	A1 = 1	A2 = 2	A4 = 1	A6 = 3	A7 = 1	A8 = 2	A9 = 2	Dec = 1 OR	Dec = 2 OR	Dec = 3		
rule 967.	A1 = 2	A2 = 1	A4 = 1	A5 = 2	A6 = 1	A7 = 3	A8 = 1	A9 = 2	Dec = 1 OR	Dec = 2 OR	Dec = 3	
rule 968.	A1 = 2	A2 = 2	A3 = 1	A4 = 1	A6 = 1	A7 = 1	A8 = 1	A9 = 2	Dec = 1 OR	Dec = 2 OR	Dec = 3	
rule 969.	A2 = 2	A3 = 3	A4 = 1	A5 = 2	A6 = 1	A7 = 3	A8 = 1	Dec = 1 OR	Dec = 2 OR	Dec = 3		
rule 970.	A1 = 2	A2 = 1	A6 = 3	A7 = 1	A8 = 2	A9 = 2	Dec = 1 OR	Dec = 2 OR	Dec = 3			
rule 971.	A1 = 2	A2 = 2	A3 = 2	A4 = 2	A5 = 2	A6 = 1	A7 = 1	A8 = 3	A9 = 1	Dec = 1 OR	Dec = 2 OR	Dec = 3
rule 972.	A1 = 1	A2 = 1	A3 = 1	A4 = 3	A5 = 2	A6 = 1	A7 = 1	A8 = 1	A9 = 1	Dec = 1 OR	Dec = 2 OR	Dec = 3
rule 973.	A1 = 2	A2 = 3	A3 = 1	A4 = 1	A6 = 1	A7 = 3	A8 = 1	A9 = 2	Dec = 1 OR	Dec = 2 OR	Dec = 3	
rule 974.	A1 = 1	A2 = 1	A3 = 1	A4 = 2	A5 = 2	A6 = 2	A7 = 1	A8 = 3	A9 = 2	Dec = 1 OR	Dec = 2 OR	Dec = 3
rule 975.	A1 = 2	A2 = 3	A4 = 2	A5 = 2	A6 = 1	A7 = 1	A8 = 1	A9 = 2	Dec = 1 OR	Dec = 2 OR	Dec = 3	
rule 976.	A1 = 1	A2 = 1	A3 = 3	A4 = 1	A6 = 1	A7 = 3	A8 = 1	A9 = 2	Dec = 1 OR	Dec = 2 OR	Dec = 3	
rule 977.	A1 = 1	A2 = 1	A3 = 3	A4 = 1	A6 = 2	A7 = 1	A8 = 1	A9 = 2	Dec = 1 OR	Dec = 2 OR	Dec = 3	
rule 978.	A1 = 2	A2 = 3	A3 = 2	A4 = 3	A6 = 1	A7 = 3	A8 = 3	A9 = 1	Dec = 1 OR	Dec = 2 OR	Dec = 3	
rule 979.	A1 = 2	A2 = 2	A3 = 1	A4 = 1	A5 = 2	A6 = 1	A7 = 2	A8 = 1	A9 = 1	Dec = 1 OR	Dec = 3	
rule 980.	A1 = 1	A2 = 2	A3 = 2	A4 = 1	A5 = 2	A6 = 1	A7 = 2	A8 = 3	A9 = 1	Dec = 1 OR	Dec = 3	
rule 981.	A1 = 2	A2 = 3	A3 = 3	A4 = 1	A6 = 1	A7 = 3	A8 = 1	A9 = 1	Dec = 1 OR	Dec = 3		
rule 982.	A1 = 1	A2 = 1	A3 = 2	A4 = 2	A6 = 1	A7 = 2	A8 = 3	Dec = 1 OR	Dec = 3			
rule 983.	A1 = 1	A2 = 1	A3 = 1	A5 = 1	A6 = 3	A7 = 1	A8 = 1	A9 = 2	Dec = 1 OR	Dec = 3		

ÖZGEÇMİŞ



Kişisel Bilgiler

Adı Soyadı	Caner Erden
Uyruğu	Türk
Doğum tarihi, Yeri	12.04.1989, İstanbul
Telefon	+90 554 779 3441
E-mail	cerden@sakarya.edu.tr
Web adres	www.cerden.sakarya.edu.tr

Eğitim

Derece	Kurum/Anabilim Dalı/Programı	Yılı
Yüksek Lisans	İ.Ü. Fen Bilimleri Enstitüsü/Endüstri Mühendisliği Anabilim Dalı/	2011-2014
Lisans	İstanbul Ticaret Üniversitesi / Mühendislik ve Tasarım Fakültesi / Endüstri Mühendisliği Bölümü	2007-2011
Lise	Akşemsettin Anadolu Lisesi	2003-2007

Makaleler / Bildiriler

C. Erden ve F. Tüysüz, «An application of Rough Sets Theory on Traffic Accidents,» *Engineering and Applied Sciences Optimization (OPT-i)*, Kos Island, 2014.